

Université de Montréal

Mesure de l'attention visuo-spatiale dans l'espace et le temps par les potentiels reliés aux événements (PRÉ)

par Pénélope Pelland-Goulet

Département de psychologie

Faculté des Arts et Sciences

Mémoire présenté

en vue de l'obtention du grade de Maîtrise

en psychologie

Juin 2020

© Pénélope Pelland-Goulet, 2020

Université de Montréal
Département de psychologie, Faculté des Arts et des Sciences
Ce mémoire intitulé

Mesure de l'attention visuo-spatiale dans l'espace et le temps par les potentiels reliés aux événements (PRÉ)

Présenté par
Pénélope Pelland-Goulet

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Karim Jerbi
Président-rapporteur

Martin Arguin
Directeur de recherche

Pierre Jolicoeur
Membre du jury

Résumé

Les potentiels reliés aux événements (PRÉ) sont très couramment utilisés comme méthode de mesure de l'attention visuelle. Certaines composantes PRÉ comme la N2pc et la P3 sont largement considérées comme marqueurs du déploiement de l'attention. Afin d'investiguer s'il est possible de déterminer la localisation sur laquelle l'attention est dirigée ou encore la présence ou non de l'attention à une localisation donnée, une tâche d'indication spatiale a été utilisée. L'indice indiquait l'une de quatre localisations sur laquelle les participants devaient diriger leur attention. L'indice spatial utilisé était de nature exclusivement symbolique, impliquant que l'attention devait être déplacée de façon volontaire. L'analyse des signaux EEG captés alors que les participants réalisaient la tâche a été effectuée en faisant usage d'une technique d'apprentissage machine. Un classificateur de type SVM (Support Vector Machine) a ainsi été utilisé afin de prédire la présence ou l'absence d'attention à une localisation en utilisant le signal EEG associé aux cibles et aux distracteurs. Un taux de précision de 75% ($p < 0,001$) a été obtenu lors de cette classification, le niveau du hasard se trouvant à 50%. Un classificateur de type DSVM (SVM à dendrogramme) a été utilisé afin de prédire le locus précis de l'attention en utilisant le signal EEG relié aux cibles uniquement. Dans ce problème de classification, un taux de prédiction exacte de 51,7% ($p < 0,001$) a été obtenu, le niveau du hasard étant de 25%. Les résultats indiquent qu'il est possible de distinguer le locus attentionnel à partir des PRÉ dans un espace de $\pm 0,4^\circ$ degrés d'angle visuel et ce, avec des taux de précision dépassant largement le niveau du hasard.

Mots-clés : Attention; EEG, PRÉ, Apprentissage Machine, SVM, N2pc, SPCN, Attention spatiale, Mémoire de travail visuelle.

Abstract

Event related potentials (ERP) are commonly used as a method of measuring visual attention. ERP components such as N2pc and P3 are largely considered as markers of attention deployment. In order to investigate the possibility of predicting the locus and the presence or absence of attention, a spatial cueing task was used. A cue indicated one of the four locations on which subjects had to direct their attention. The spatial cue was exclusively symbolic, implying that attention had to be oriented voluntarily. The analysis of the EEG signal which was measured as subjects carried out the task was performed using machine learning. An SVM (Support Vector Machine) classifier was used to predict the presence or absence of attention at one location, using the EEG signal associated with targets and distractors. A decoding accuracy of 75% ($p < 0,001$) was achieved for this classification, with a chance level of 50%. A DSVM (Dendrogram SVM) was used to predict the precise locus of attention using the EEG signal linked to targets only. In this classification problem, a decoding accuracy of 51,7% ($p < 0,001$) was achieved, with a chance level of 25%. These results suggest that it is possible to distinguish the locus of attention from ERPs in a $\pm 0,4^\circ$ degrees of visual angle space with decoding accuracies considerably above chance.

Keywords : Attention, EEG, ERP, Machine Learning, SVM, N2pc, SPCN, Spatial attention, Visual working memory.

Table des matières

RÉSUMÉ.....	1
LISTE DES TABLEAUX.....	6
LISTE DES FIGURES.....	7
LISTE DES SIGLES.....	9
REMERCIEMENTS.....	10
INTRODUCTION	11
CONTEXTE THÉORIQUE.....	12
L'ATTENTION	12
LES POTENTIELS RELIÉS AUX ÉVÉNEMENTS	16
PRÉDICTION DU LOCUS ATTENTIONNEL.....	20
OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES.....	23
MÉTHODE.....	26
PARTICIPANTS.....	26
PROCÉDURE	26
ANALYSES ÉEG	30
TRAITEMENT STATISTIQUE DES POTENTIELS RELIÉS AUX ÉVÉNEMENTS	31
APPRENTISSAGE MACHINE	34
PROBLÈMES DE CLASSIFICATION.....	35
<i>Première étape :</i>	<i>35</i>
<i>Deuxième étape :</i>	<i>37</i>
CARACTÉRISTIQUES DES CLASSIFICATEURS	38
VÉRIFICATION DES ARTÉFACTS OCULAIRES	40
RÉSULTATS	42
RÉSULTATS COMPORTEMENTAUX.....	42
PROBLÈME DE DÉCODAGE À QUATRE CLASSES.....	46
<i>Problème de classification #1 :</i>	<i>51</i>
PROBLÈME DE DÉCODAGE BINAIRE	56
<i>Problème de classification #2 :</i>	<i>60</i>
VÉRIFICATION DES ARTÉFACTS OCULAIRES	64

DISTANCE MOYENNE DE L'ERREUR DE PRÉDICTION	69
DISCUSSION.....	71
CONCLUSION	79
RÉFÉRENCES	I
ANNEXES	VII

Liste des tableaux

Tableau 1. Amplitudes moyennes (mV) et écarts types du signal PRÉ	52
Tableau 2. Tests-t sur les amplitudes moyennes des PRÉ dans les fenêtres temporelles 375-425 (a) et 500-550 ms (b) afin de déterminer si elles sont différentes de zéro.....	52
Tableau 3. Amplitudes moyennes (mV) et écart types associés aux cibles et aux distracteurs61
Tableau 4. Tests-t sur les amplitudes moyennes des PRÉ dans les fenêtres temporelles précoces (a) et tardives (b) afin de déterminer si elles sont différentes de zéro.	62

Liste des figures

Figure 1.	Représentation des voies dorsale et ventrale du traitement visuel sur le cortex du macaque ; Desimone & Duncan (1995).....	14
Figure 2.	Exemple du déroulement d'un essai dans l'expérience de Thierry et al. (2016)...	21
Figure 3.	Paradigme expérimental employé dans l'étude présentée.	27
Figure 4.	Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de l'indice, pour chaque symbole utilisé comme indice. La légende réfère à chaque indice selon la localisation qu'il indique.....	43
Figure 5.	Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de la cible, pour chaque localisation.	43
Figure 6.	Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition du distracteur, pour chaque localisation.....	44
Figure 7.	Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de la cible, pour chaque localisation. Le signal lié à l'apparition de l'indice a été soustrait du signal associé aux cibles pour chaque localisation correspondante.	45
Figure 8.	Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition du distracteur, pour chaque localisation. Le signal lié à l'apparition de l'indice a été soustrait du signal associé aux distracteurs pour chaque localisation correspondante.....	45
Figure 9.	Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale à la cible et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P1/P2.....	47
Figure 10.	Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale de son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P5/P6.....	48
Figure 11.	Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale de son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P7/P8.....	49
Figure 12.	Résultats de la classification du locus attentionnel à travers le temps (problème de décodage à quatre classes)	50
Figure 13.	Structure du dendrogramme déterminé par analyse d'agrégats hiérarchique...	54

Figure 14.	Matrice de confusion obtenue pour le problème de classification #1	55
Figure 15.	Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal controlatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes O1/O2.	57
Figure 16.	Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal controlatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes PO7/PO8.	58
Figure 17.	Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal controlatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P5/P6.	59
Figure 18.	Résultats de la classification de la présence et de l'absence d'attention à travers le temps.	60
Figure 19.	Matrice de confusion obtenue pour le problème de classification binaire (problème de classification #2).	63
Figure 20.	Amplitudes du signal HEOG pour les cibles aux localisations 1 à 4, séparé en deux groupes ..	65
Figure 21.	Matrice de confusion obtenue pour la classification du locus attentionnel à 4 classes, sans les quatre sujets ayant la plus grande amplitude HEOG.	66
Figure 22.	Matrice de confusion obtenue pour la classification de la présence et de l'absence d'attention, sans les 4 sujets ayant la plus grande amplitude HEOG.	67
Figure 23.	Résultats de la classification de la localisation de la cible à travers le temps ..	68

Liste des sigles

DSVM: SVM à dendrogramme

ÉEG : Électroencéphalographie

HCA: Hierarchical Clustering Analysis

HEOG/VEOG: Électro-oculogramme Horizontal/Vertical

Hz : Hertz

IRMf : Imagerie par résonnance magnétique fonctionnelle

LOO : Leave-One-Out

MDTV: Mémoire de travail visuelle

Ms : Milliseconde

mV/ μ V: Microvolt

N2pc : Négativité, postérieure et controlatérale à la cible, 200 ms après celle-ci

PRÉ : Potentiels reliés aux événements

SPCN : Négativité postérieure, controlatérale à la cible soutenue dans le temps

SVM : Support vector machine

RBF : Radial Basis Function

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur, Martin Arguin, qui m'a permis de découvrir le monde académique, les neurosciences cognitives et de voir la perception visuelle sous un nouvel angle. J'aimerais aussi remercier Pierre Jolicoeur qui m'a offert son expertise en électrophysiologie tout au long de ma maîtrise.

J'aimerais remercier mes collègues de laboratoire qui m'ont permis d'apprendre plus à tous les jours. Je tiens également à remercier ma famille et mes proches qui m'ont soutenu durant ces 2 années de travail.

Finally, I also want to thank Chich-Chao Hsu, who was of an enormous help for the machine learning section.

Introduction

À chaque seconde, l'œil humain capte des centaines de détails lui parvenant d'une multitude de sources environnementales. Que ce soit une lumière piétonnière, une voiture qui s'approche rapidement, ou encore l'insigne d'une pâtisserie alléchante de l'autre côté de la rue, nous sommes en mesure de percevoir, de reconnaître, d'identifier et d'évaluer les différents éléments qui nous entourent. Il est toutefois impossible de gérer l'immense quantité d'information contenue dans cette stimulation constante. Il est nécessaire pour le système visuel de faire des choix; de sélectionner quels fragments de toute l'information disponible seront retenus et lesquels seront ignorés. Cette décision peut se baser sur plusieurs facteurs. Est-ce que la lumière piétonnière est bien visible, ou est-elle en partie cachée par du feuillage? Est-ce que la voiture qui approche est la seule sur la rue, ou est-ce l'heure de pointe et les automobiles s'entassent les unes sur les autres? Est-ce que l'objectif de cette sortie est d'aller faire des emplettes à la pâtisserie, ou est-ce que l'on sort tout juste d'un restaurant, le ventre plein? Tant d'éléments compétitionnent les uns avec les autres en tout temps. Les stimuli qui seront traités sont choisis, entre autres, en fonction de leurs caractéristiques, comme leur saillance, leur apparence et leur localisation, mais aussi en fonction de nos connaissances, de nos attentes et de nos buts. Afin de sélectionner l'information importante et rejeter celle qui est superflue, un mécanisme très important prend place : l'attention visuelle. L'objectif du présent mémoire est de déterminer s'il est possible de connaître de façon fiable l'état de l'attention visuelle d'un participant à partir de son activité cérébrale mesurée avec l'électroencéphalographie.

Contexte théorique

L'attention

L'attention est un phénomène psychologique permettant la sélection et la facilitation du traitement perceptuel des stimuli. Cette sélection attentionnelle est un processus nécessaire à la perception de notre environnement. Son étude est un champ de recherche datant de plusieurs dizaines d'années. Par exemple, déjà au 19^e siècle, Hermann Von Helmholtz réalisait qu'il est possible de déplacer son attention visuelle de façon délibérée, et ce, sans bouger les yeux. Nombre d'études sur le sujet ont été effectuées au fil des années. Durant les années 70, Michael Posner a également travaillé sur le déploiement attentionnel. Notamment, il a travaillé sur le concept de l'orientation visuo-spatiale de l'attention; il s'agit du déploiement de l'attention vers une localisation spécifique, que ce soit par un mouvement des yeux vers cette localisation ou par une préparation interne à la réception de stimuli provenant de cet endroit. Le fait d'orienter son attention vers une localisation prédéfinie influencerait l'efficacité de la détection d'un stimulus, phénomène que Posner (1980) a nommé *covert orienting of attention*. Plus récemment, une étude portant sur l'orientation de l'attention a statué qu'il faut 55 ms pour déplacer l'attention d'un objet dans un hémichamp visuel à un autre objet dans l'hémichamp opposé, alors qu'il ne faudrait que 38 ms pour déplacer l'attention d'un objet à l'autre à l'intérieur d'un même hémichamp (Ibos, Duhamel & Ben Hamed, 2009).

Posner a décrit deux conditions d'indication de l'attention utilisés dans les tâches de détection, où les participants ont pour instruction de donner une réponse comportementale lorsqu'ils détectent divers stimuli. Selon ses résultats, un indice valide (soit un indice donnant de l'information sur la localisation future de l'apparition de la cible) améliore la performance à

la tâche de détection, alors qu'un indice invalide (indiquant de déplacer son attention vers une localisation autre que celle de la cible) nuit à la performance (Posner et al., 1978).

En addition aux différentes conditions d'indication présentées ci-haut, il est essentiel de spécifier que les chercheurs du domaine de l'attention identifient deux grandes catégories d'indices pouvant être utilisés dans les tâches destinées à l'étude des processus attentionnels; soit les indices symboliques (aussi qualifiés d'endogènes) et les indices périphériques (aussi qualifiés d'exogènes). Les indices symboliques sont associés à un déplacement volontaire de l'attention, qu'on peut relier au traitement descendant ou encore à un processus endogène. Ils sont formés de symboles possédant une signification indiquant la localisation vers laquelle déployer l'attention. Par exemple, une flèche placée au centre de l'écran permet l'allocation volontaire de l'attention vers une direction précise. Les indices périphériques, quant à eux, sont associés à un déploiement de l'attention automatique, traditionnellement associé à un traitement ascendant ou à un processus exogène (Jonides, 1981). Ce type d'indice est habituellement constitué d'un stimulus visuel simple et très saillant présenté à une localisation susceptible d'être occupée par la cible. Par exemple, il pourrait s'agir de l'apparition d'une lumière en périphérie du champ visuel, attirant l'attention vers l'hémichamp concerné de manière automatique et involontaire (Chica, Bartolomeo & Lupianez, 2013). Dans les deux cas, l'indication (valide) préalable de l'emplacement futur de la cible est bénéfique pour la performance aux tâches de détection (Posner et al., 1978; Posner et al., 1980).

Le cortex visuel étant organisé de façon rétinotopique, soit comme une carte spatiale où deux points côte à côte sur la rétine sont représentés côte à côte dans le cortex visuel, l'attention visuo-spatiale peut être vue comme la présélection d'une localisation spatiale par l'activation d'un site spécifique du cortex visuel. Selon Kastner et al. (1999), les aires visuelles de bas niveau

s'activeraient en suivant l'organisation rétinotopique lors d'un déploiement de l'attention vers une localisation particulière, et ce, même en l'absence de stimulation visuelle.

De nombreuses études utilisant l'imagerie cérébrale ont identifié deux voies principales du traitement visuel. Au niveau cortical, après le passage par la rétine, l'aire V1 (cortex strié) serait la source de ces deux voies corticales. La première est la voie dorsale. Après un traitement initial dans V1, le processus se dirigerait vers le cortex pariétal, puis vers le cortex préfrontal. Cette voie serait associée à la perception spatiale ainsi qu'à la préparation de la réponse motrice associée au traitement du stimulus. La voie ventrale, quant à elle, débiterait dans V1, puis se dirigerait vers V4, puis au cortex inférotemporal, et terminerait sa course au cortex préfrontal. Cette voie de traitement serait plutôt associée à la reconnaissance d'objets (Desimone & Duncan, 1995; Rapoport et al., 1991).

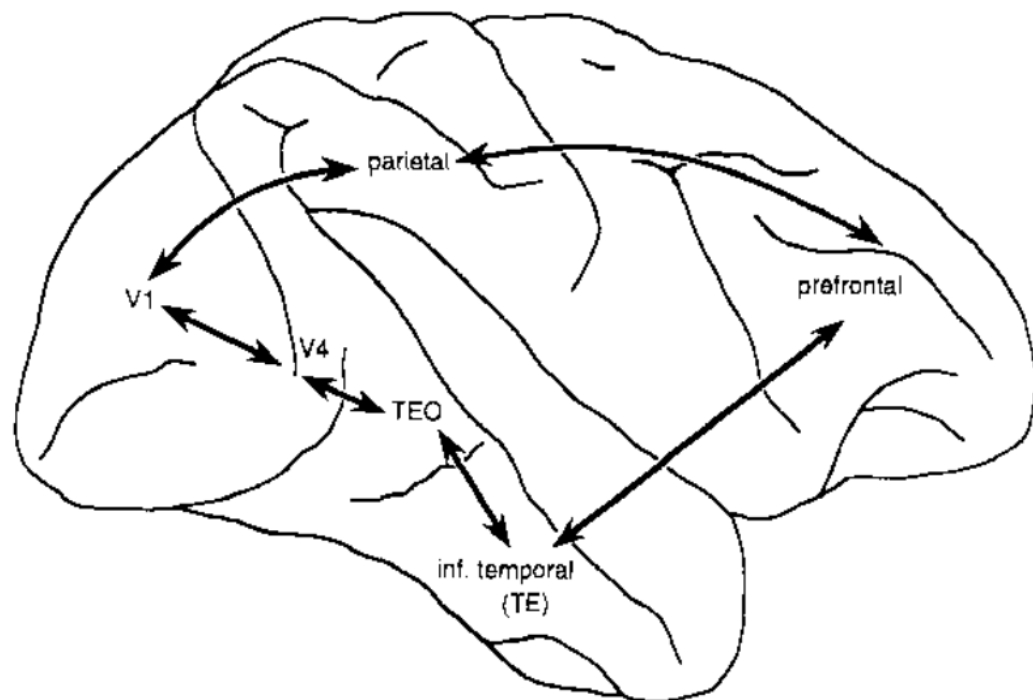


Figure 1. Représentation des voies dorsale et ventrale du traitement visuel sur le cortex du macaque ; Desimone & Duncan (1995).

Une étude plus récente utilisant l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) a déterminé que la voie ventrale traiterait bien des caractéristiques des objets visuels, mais que la voie dorsale ne serait pas exclusive au traitement de la localisation. En effet, en plus d'obtenir des activations dorsales liées à la tâche de localisation d'objets, une activation plus légère mais bien présente a été obtenue dans cette même voie dorsale, lors d'une tâche de détection de changement de la forme d'objets (Zachariou, Klatzky & Behrmann, 2014). Sans remettre en question le modèle des deux voies corticales du traitement visuel, leur étude apporte des nuances à celui-ci.

Corbetta & Shulman (2002) ont proposé un modèle de l'attention à deux voies; une voie dorsale et une voie ventrale. Selon leur modèle, la voie dorsale fronto-pariétale serait activée par les processus *Top-Down* (descendants), qui générerait l'attention volontaire. L'attention automatique, quant à elle, serait plutôt associée à la voie ventrale (comportant les régions temporo-pariétales et le cortex frontal inférieur), qui serait activée par les propriétés des stimuli externes (*Bottom-Up*) plutôt que par les processus cognitifs. La voie dorsale comporterait une « carte de saillance »; où les propriétés importantes de stimuli seraient stockées, ce qui concorderait avec les résultats présentés par Zachariou, Klatzky & Berhmann (2014). Cette carte des propriétés visuelles pourrait se montrer utile lors d'une recherche visuelle. Tout comme le fait de connaître la localisation d'un objet permet d'engager son attention à cette position, connaître les propriétés d'un stimulus permet d'ignorer volontairement les stimuli non pertinents. Il est donc logique que les propriétés d'un stimulus ne soient pas uniquement traitées par la voie ventrale du traitement visuel décrite par Desimone & Duncan (1995), ni par la voie ventrale de l'attention décrite par Corbetta & Shulman (2002).

Les potentiels reliés aux événements

Bien qu'ayant une excellente résolution spatiale, l'IRMf est limitée dans sa capacité à suivre les processus cognitifs et perceptuels dans le temps, puisqu'elle se base sur le signal hémodynamique, qui prend plusieurs secondes à se mettre en place. L'électroencéphalographie (ÉEG) est une méthode de mesure de l'activité cérébrale qui peut être utilisée pour suivre le déploiement de l'attention visuelle à la milliseconde près. En effet, malgré sa moindre résolution spatiale, l'ÉEG a une excellente résolution temporelle, ce qui permet de mesurer l'activité cérébrale en continu avant, durant et après la réalisation d'une tâche, et donc de recueillir de l'information sur les processus mentaux impliqués avant même qu'un stimulus ne soit présenté (Luck, 2014). Par le calcul des potentiels reliés aux événements (PRÉ), il est possible pour les chercheurs de statuer sur le fonctionnement cérébral et permet l'étude des dynamiques temporelles de divers processus cognitifs et perceptuels, dont l'attention visuelle. Un grand nombre d'essais est toutefois requis afin d'obtenir un rapport signal/bruit de l'activité cérébrale suffisant pour permettre d'en extraire les PRÉ (Luck, 2014).

Selon Luck (2014), une composante PRÉ est définie par un changement de voltage provenant d'un seul générateur neuronal, variant systématiquement en amplitude à travers les conditions, le temps, les individus, etc. Les PRÉ sont utilisés afin de mesurer les corrélats neuronaux des processus sensoriels, perceptuels et cognitifs. Par exemple, dans une étude portant sur l'attention, on présenterait des stimuli comportant les mêmes caractéristiques physiques afin d'éliciter la même réponse neuronale en lien avec le traitement sensoriel, tout en indiquant aux participants de porter attention à l'un d'entre eux et d'ignorer les autres. En cumulant les essais, il est possible de comparer la courbe de signal ÉEG associée au stimulus auquel un participant aura porté attention et celle qui est associée à un stimulus identique, mais

ayant été ignoré. Ce sont les différences entre les signaux associés à ces deux conditions qui indiqueraient la présence d'un processus attentionnel.

Plusieurs composantes PRÉ ont été identifiées comme des marqueurs électrophysiologiques d'une panoplie de processus perceptuels et cognitifs. Notamment, la P1, la N2 et la P3 sont très présentes dans la littérature. La P1 est une positivité observée aux électrodes postérieures qui est associée au traitement sensoriel précoce des stimuli et qui serait plus forte dans l'hémisphère cérébral opposé à l'hémichamp visuel vers où l'attention est dirigée (i.e. si la stimulation sur laquelle l'attention est focalisée est à gauche du point de fixation oculaire, la positivité sera plus forte à l'hémisphère droit postérieur du cerveau (Luck, Heinze, Mangun & Hillyard, 1990). L'origine de la P1 serait située dans le cortex extrastrié latéral (Luck, Woodman & Vogel, 2000). La N2 (ou N2p) est une négativité postérieure qui survient lors de la recherche visuelle et dont l'importance croît avec le nombre de distracteurs présents (Patel & Azzam, 2005). La P3 (ou P300) est une importante positivité notamment envisagée par les chercheurs comme un marqueur de l'orientation de l'attention vers un événement inattendu ou important à la tâche ainsi qu'à l'utilisation de la mémoire de travail visuelle (Folstein & Petten, 2007).

Certaines composantes sont obtenues par un traitement additionnel des PRÉ. Notamment, la N2pc et la SPCN sont des composantes obtenues à la suite d'une soustraction de l'activité enregistrée par une électrode ipsilatérale (du même côté) à la cible de celle à l'électrode correspondante du côté contralatéral (du côté opposé; p.ex. pour une cible à droite, l'opération effectuée serait PO7 moins PO8). La N2pc est liée au déploiement de l'attention et à la recherche visuelle. Elle atteint son amplitude maximale environ 200 ms suivant une stimulation visuelle, aux électrodes de la région occipito-pariétale, plus spécifiquement aux électrodes PO7/PO8.

Selon Eimer (1996), elle serait liée à la sélection attentionnelle de la cible, alors que selon Luck et al. (1994), la N2pc refléterait plutôt un processus de suppression des distracteurs. Hickey, Di Lollo & McDonald (2009) ont démontré que la N2pc serait en fait constituée de deux sous-composantes, l'une reflétant le traitement de la cible et l'autre une inhibition des distracteurs. Elle aurait également deux générateurs spécifiques, un premier situé dans le cortex pariétal et un deuxième dans le cortex occipito-temporal (Hopf et al., 2000).

La SPCN, quant à elle, est une composante électrophysiologique se traduisant par une négativité soutenue dans le temps. Celle-ci se manifeste aux électrodes postérieures et contralatérales à l'hémichamp où se trouve la cible, particulièrement à la hauteur des électrodes PO7/PO8 et elle apparaît environ 300 ms après la présentation du stimulus (Robitaille, Grimault & Jolicoeur, 2009). Elle est également obtenue par une soustraction du signal d'une électrode à son homologue située sur l'autre hémisphère cérébral. Selon Jolicoeur, Brisson & Robitaille (2008) et Vogel & Machizawa (2004), la SPCN est impliquée dans la mémoire de travail visuelle (MDTV) et son amplitude est intimement liée au nombre d'objets à mémoriser. En effet, celle-ci augmente en amplitude avec l'augmentation du nombre d'objets encodés et tend à se stabiliser autour de trois ou quatre objets, ce qui correspond au nombre maximal moyen d'objets qui peuvent être retenus en MDTV (Magen et al., 2009).

Bon nombre d'études rapportent que l'aire V1 ne serait pas influencée par les processus attentionnels; qui prendraient plutôt place au niveau des aires extrastriées (Clark & Hillyard, 1996). En effet, la composante C1 (50-100 ms), ayant pour origine l'aire V1, ne serait pas différente pour un stimulus ignoré et un stimulus auquel on aurait porté attention. C'est donc dire que C1 serait le marqueur de la présence d'un stimulus dans le champ visuel, nous informant

que l'individu, qu'il en soit conscient ou non, est exposé à une stimulation visuelle. Ce n'est qu'à partir de 100 à 130 ms qu'il est possible de détecter la présence d'attention, par l'observation de la composante P1. Comme mentionné ci-haut, la composante P1 a pour source le cortex extrastrié. Toutefois, il est important de mentionner une étude plus récente, qui indique que l'attention aurait un effet au niveau des connexions neuronales dans V1. Effectivement, selon Hembrook-Short et al. (2019), le fait de porter attention à un hémichamp visuel augmenterait l'efficacité de la communication entre les neurones dans l'aire V1 de l'hémisphère cérébral controlatéral.

De manière générale, les différences entre les PRÉ associés aux diverses conditions sont traitées par analyse de variance (ANOVA). McCarthy & Woods (1985) ont soulevé un problème avec cette pratique. En effet, l'ANOVA serait un modèle additif alors que les différences de voltage produites par les sources neuronales associées aux PRÉ seraient multiplicatives; les deux seraient alors fondamentalement incompatibles. Dans un modèle additif, les effets des facteurs individuels sont additionnés et soustraits afin de modéliser les données. Dans un modèle multiplicatif, si, par exemple, le voltage à la source neuronale est doublé, il y aura également une multiplication par deux du voltage mesuré aux électrodes environnantes, et non une addition d'un voltage précis à chaque localisation sur le scalp. Une interaction significative entre la localisation de l'électrode et la condition expérimentale pourrait donc être simplement le résultat d'un changement dans la force du voltage à une seule et même source et non d'un changement de source; signifiant que les différences dans la distribution du signal obtenues par ANOVA ne sont pas sans ambiguïté. Dans le contexte d'études investiguant la distribution sur le scalp de composantes PRÉ, les auteurs proposent une mise à l'échelle du signal EEG permettant de minimiser l'impact de ce phénomène. Puisque l'observation de la distribution du signal sur le

scalp n'est pas l'objectif de l'étude présente, une autre méthode sera utilisée pour palier à ce problème : l'utilisation de l'apprentissage machine.

Prédiction du locus attentionnel

Thiery et al. (2016) ont utilisé les composantes PRÉ mesurées lors d'une tâche de Posner modifiée pour prédire le locus de l'attention visuelle. Dans cette tâche, des lettres apparaissaient à 4 localisations alignées horizontalement de part et d'autre d'un point de fixation oculaire situé au centre de l'écran (voir Figure 2 pour une représentation graphique du déroulement d'un essai typique). Un rectangle gris se trouvait en haut et en bas de chaque lettre. Lors de l'apparition de l'indice, ces rectangles changeaient d'apparence. À la localisation indiquée, les rectangles gris se transformaient en un damier noir et blanc composé de carrés de taille moyenne alors qu'aux localisations à ignorer ils se transformaient plutôt en un damier noir et blanc composé de carrés plus petits. Les participants devaient rapporter la lettre présentée à la localisation précédemment indiquée.

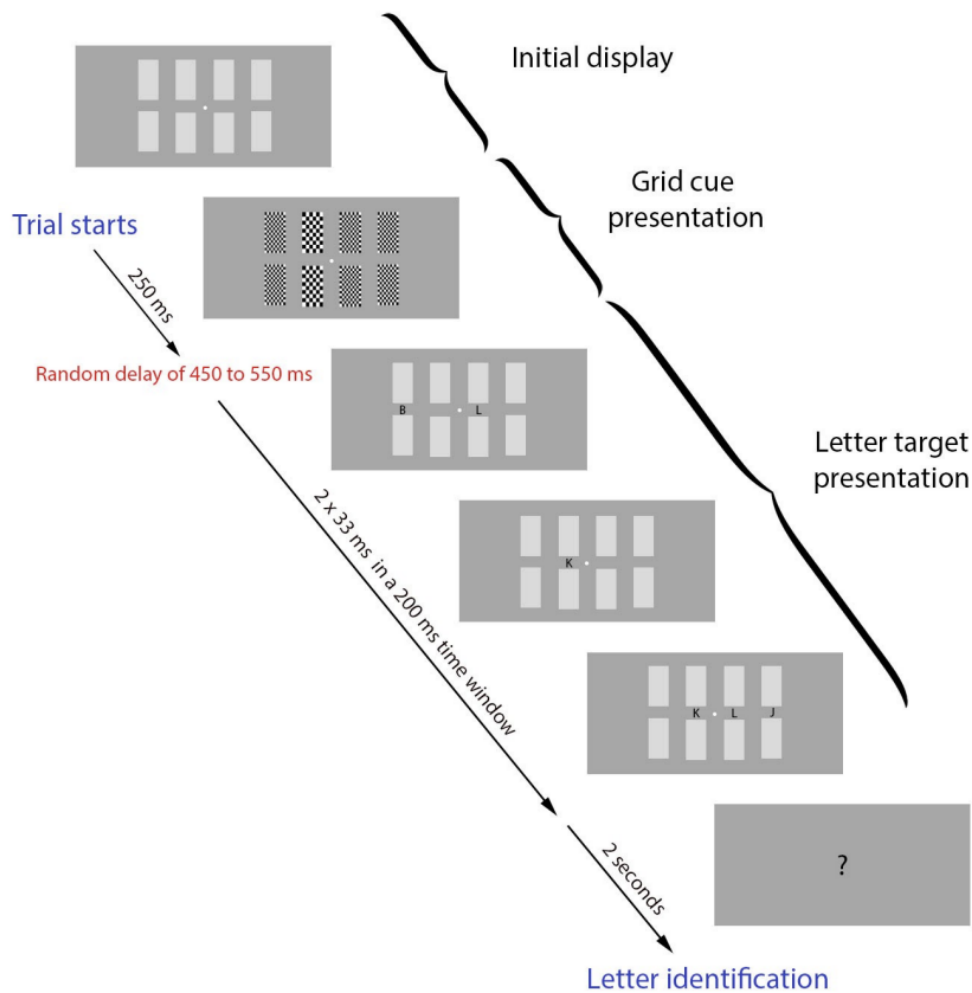


Figure 2. Exemple du déroulement d'un essai dans l'expérience de Thierry et al. (2016). L'attention était dirigée vers l'un des quatre espaces entre les duos verticaux de rectangles. Les participants devaient identifier la lettre à cette localisation et ensuite l'entrer sur le clavier après une pause de 2 secondes. Ici, la bonne réponse est la lettre « k ».

Les indices utilisés dans l'étude de Thiery et al. (2016) étaient qualifiés d'endogènes, mais ceux-ci n'étaient pas disposés au centre de l'écran et leur valeur symbolique était discutable. En effet, bien que leur luminance totale ait été la même, il s'agissait de variations

dans la taille des éléments (grossiers vs fins) constituant la texture des rectangles situés en haut et en bas des localisations que pouvaient occuper la cible. La stimulation sensorielle, bien que saillante dans les deux cas, était tout de même différente. Il est donc possible que la réponse élicitée dans le déploiement de l'attention vers la localisation cible ait été automatique plutôt que volontaire.

Dans l'étude de Thiery et al. (2016), l'apprentissage machine a été utilisé afin de décoder la localisation de l'attention avec succès. En effet, en utilisant le signal ÉEG recueilli à chaque essai, il leur a été possible de déterminer laquelle des quatre localisations était occupée par la cible. Un *Support Vector Machine* (SVM) a été utilisé afin de déterminer la localisation de l'attention visuo-spatiale à l'une de ces quatre localisations et une méthode de validation croisée *Leave One Out (LOO)* fut utilisée afin d'évaluer la précision du décodage. Dans 57% des cas, la localisation de l'attention fut prédite avec exactitude et ce, en prenant en considération un seuil du hasard de 25%. Les signaux PRÉ ont également été utilisés avec succès afin de prédire la présence vs l'absence d'attention à une localisation particulière, avec une précision de décodage de 79% (le seuil du hasard étant cette fois de 50%).

Objectifs et hypothèses

À la lumière de la littérature présentée ci-haut, plusieurs objectifs et hypothèses ont été identifiés.

L'objectif général de la présente étude est similaire à celui de Thierry et al. (2016). En effet, il s'agit dans les deux cas d'éliciter un déploiement attentionnel vers l'une de quatre localisations, de mesurer les PRÉ associés à chacune d'entre elles, de prédire le locus attentionnel en fonction de ce signal, et, dans le cas présent, tout en utilisant une forme d'indigage élicitant avec certitude un déplacement volontaire de l'attention. Pour ce faire, nous avons d'abord identifié deux problèmes de classification : un premier où le signal PRÉ associé à la localisation de chacune des cibles est utilisé dans le but de classifier le locus attentionnel, et un deuxième dans lequel le signal PRÉ associé cette fois non seulement aux cibles, mais aussi aux distracteurs, est utilisé afin de classifier la présence versus l'absence de l'attention à une localisation précise.

Nous espérons avoir la possibilité, à plus long terme, d'utiliser les marqueurs électrophysiologiques pour suivre les déplacements attentionnels lors de la lecture, ce qui permettrait d'approfondir les connaissances quant à la distribution de l'attention visuo-spatiale à travers le temps dans la reconnaissance de mots chez les lecteurs normaux et les dyslexiques. Les déplacements de l'attention visuelle en lecture sont endogènes, résultant d'un processus de recherche d'information par le lecteur (Commodari, 2016; Kristjansson, 2007, 2011). Ces déplacements attentionnels ne sont donc pas sous un contrôle entièrement exogène. C'est précisément pour cette raison que des indices symboliques nécessitant une interprétation (flèches situées au centre de l'écran) ont été employés, évitant ainsi l'ambiguïté présente sur le plan de l'interprétation des déplacements de l'attention dans l'étude de Thierry et al. (2016).

Des essais comportant un indice mais aucun stimulus ont été ajoutés afin de contrôler le traitement sensoriel et cognitif de l'indice. Les PRÉ obtenus à ces essais seront soustraits des essais avec stimuli, afin d'isoler le signal ÉEG associé au traitement attentionnel de ceux-ci. L'ajout d'une telle procédure devrait mettre en lumière le contraste entre le traitement de la cible et celui des distracteurs. De plus, les fenêtres temporelles précises sélectionnées pour les analyses seront déterminées par une investigation systématique du décodage des courbes PRÉ complètes; incluant les 1000 ms suivant l'apparition de la cible. Les résultats de l'étude de Thierry et al. ont permis d'observer un signal PRÉ de plus grande amplitude pour les lettres situées aux deux extrémités d'une séquence de quatre lettres, ce qui a sans doute favorisé le décodage du faisceau attentionnel pour ces localisations. Cependant, le signal PRÉ était de moindre amplitude pour les lettres situées près du centre de l'écran, et le taux de prédictions correctes était également moins élevé pour celles-ci. Il est souhaité que les modifications apportées au plan expérimental permettront d'obtenir une distinction plus nette entre chacune des quatre localisations lors de l'observation des PRÉ, ce qui permettrait un meilleur décodage. Les objectifs décrits ci-haut s'opérationnalisent de la façon suivante :

1. Des différences de polarisation dans les PRÉ seront observables en fonction de la latéralisation des cibles.
2. L'amplitude de certaines composantes PRÉ aux électrodes postérieures sera plus importante lorsqu'une sélection attentionnelle de la cible prendra place, comparativement aux essais auxquels la même localisation n'est pas sélectionnée par l'attention (i.e. où cette localisation est occupée par un distracteur).
3. Postulant que les probabilités de décodage correct sont équiprobables pour les quatre localisations, un taux de décodage correct dépassant significativement le niveau du

hasard (25%) sera obtenu pour le problème de décodage à quatre classes; soit la classification de la localisation de l'attention à l'une ou l'autre des quatre localisations auxquelles les lettres sont présentées, utilisant les PRÉ associés aux cibles uniquement.

4. Postulant que les probabilités de décodage correct pour les stimuli recevant ou non de l'attention sont équiprobables, un taux de décodage correct dépassant le niveau du hasard (50%) sera obtenu pour le problème de décodage binaire; soit la classification de la présence vs absence de l'attention à une certaine localisation utilisant les PRÉ associés aux cibles et aux distracteurs.

5. La précision du décodage du signal associé aux cibles périphériques (1 et 4) sera plus élevée que celle associée aux cibles centrales (2 et 3).

Méthode

Participants

20 lecteurs normaux, ayant une vision normale ou corrigée et sans trouble neurologique ont donné leur consentement libre et éclairé. Un certificat d'éthique du CERAS (Comité d'éthique de la recherche en arts et en sciences) approuvant la réalisation du projet a été obtenu avant que la mise en œuvre de cette étude. Une compensation monétaire de 20\$ fut octroyée à chaque participant.

Des 20 participants, 14 ont été sélectionnés pour les analyses. Tous ces participants étaient droitiers, deux étaient des hommes, 12 étaient des femmes et l'âge moyen était de 22 ans. Des participants exclus, l'un d'entre eux a quitté l'expérience durant l'expérimentation à la suite d'un malaise, un autre fut retiré des analyses en raison d'un nombre de réponses incorrectes trop élevé, et un troisième à cause d'un trop grand nombre d'essais rejetés (48%) en raison d'artefacts oculaires importants. Trois autres participants furent exclus à la suite du traitement des données ÉEG en raison du signal produit par des mouvements oculaires résiduels, qui dépassait 3mV d'amplitude, soit le maximum prescrit par Woodman & Luck (2003). En effet, l'amplitude de 3mV mesurée à l'HEOG est associée à un déplacement oculaire de 0,2° d'angle visuel.

Procédure

La stimulation était présentée sur un écran cathodique (60 Hz), à l'aide du Psychtoolbox implémenté dans MatLab. Les participants appuyaient leur tête sur une mentonnière située à 57 cm de l'écran afin de contrôler la distance d'observation. À cette distance, une étendue de 1 cm

sur l'écran correspond à 1° d'angle visuel. La Figure 3 est une représentation visuelle d'un essai typique.

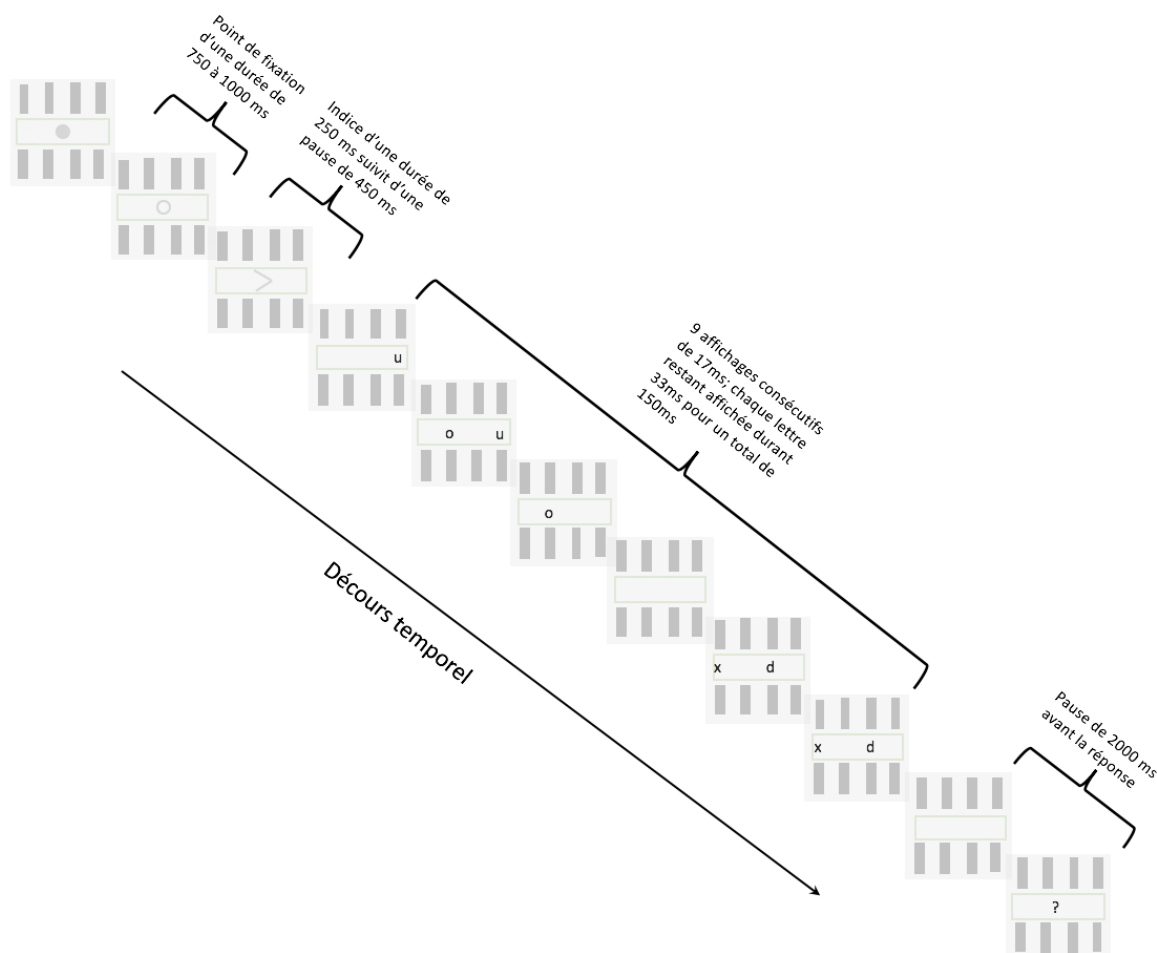


Figure 3. Paradigme expérimental employé dans l'étude présentée.

L'attention des participants était dirigée par la flèche (simple ou double) vers l'une des quatre localisations possibles. Les sujets devaient identifier la lettre à cette localisation et l'inscrire sur le clavier après une pause de 2 secondes. Le moment d'apparition de chaque lettre était déterminé aléatoirement et indépendamment.

Deux rangées de quatre rectangles d'un gris plus foncé étaient alignées de manière symétrique relativement au centre de l'écran, sur un fond gris pâle; une rangée était placée en

haut du centre de l'écran et l'autre en bas. Chaque rectangle mesurait $1,05^\circ$ d'angle visuel en hauteur et $0,4^\circ$ en largeur. Les rectangles disposés en rangées (horizontalement) étaient séparés par un espace vide de $0,88^\circ$. La distance entre le centre d'un rectangle et le centre de son voisin horizontal était de $1,28^\circ$. Comme les lettres présentées dans l'espace horizontal entre les deux rangées de rectangles étaient alignées avec ces derniers, la distance entre le centre d'une lettre et sa voisine était également de $1,28^\circ$. La distance de la mi-hauteur d'un rectangle au méridien horizontal était de $1,7^\circ$. La largeur totale de l'espace occupé par les stimuli sur l'écran était de $4,24^\circ$. Les stimuli pertinents à la tâche des participants étaient quatre lettres minuscules centrées verticalement entre les rangées de rectangles et centrées horizontalement sur chaque paire verticale de rectangles. L'espace entre deux lettres consécutives était de $0,38^\circ$. Les lettres étaient imprimées en noir dans la police Tahoma de taille 48 points. Dans cette police, la lettre « x » minuscule occupe une étendue de $0,9^\circ$ horizontalement et de $1,2^\circ$ verticalement. Les rectangles gris étaient présents durant toute la durée de chaque essai.

Après l'apparition du point de fixation (cercle gris vide ayant un diamètre de $0,5^\circ$ d'angle visuel) au centre de l'écran durant entre 750 et 1000 ms, un indice symbolique (une flèche) apparaissait à la localisation spatiale exacte où était située le point de fixation. Aux essais où la localisation 1 ou 4 était indiquée, soit celles étant les plus éloignées du centre de l'écran, l'indice était composé de deux pointes de flèches imbriquées l'une dans l'autre de cette façon : << pour la localisation 1, et >> pour la localisation 4. Lorsque la cible à rapporter se trouvait à l'une des localisations près du centre de l'écran, ce sont plutôt des flèches simples qui étaient utilisées comme indice : < pour la localisation 2 et > pour la localisation 3. Le nombre de pixels illuminés pour chaque type d'indice était identique; le niveau de luminosité était constant selon la direction et l'excentricité indiquée. Les flèches doubles étaient moins foncées que les flèches simples car

seulement un pixel sur deux les constituant était noir. Les deux types de flèches étaient centrés au point de fixation, avaient une largeur totale de $1,28^\circ$ et une hauteur de 1° . L'indice restait à l'écran pour une durée de 250 ms, suivi d'un intervalle inter-stimuli vide de 450 ms. Ensuite, quatre lettres minuscules apparaissaient à un moment déterminé aléatoirement et indépendamment pour chacune d'entre elles, dans les quatre espaces délimités par les rectangles gris, l'une d'entre elles étant la cible. Les lettres étaient sélectionnées aléatoirement parmi un ensemble composé de toutes les lettres de l'alphabet hormis le « w », dû à sa largeur qui aurait compromis l'espacement constant entre les lettres consécutives. La période de stimulation durait 150 ms. Pendant cet intervalle, chaque lettre apparaissait une fois à un moment déterminé aléatoirement et de manière indépendante pour une durée de 33 ms (soit deux cycles de rafraîchissement de l'écran; 17 ms chaque). Après un délai de 2 secondes suivant la période de stimulation, un « ? » apparaissait à l'écran. À ce moment, le participant recevait l'instruction d'indiquer la lettre ayant apparue à la localisation indiquée en appuyant sur la touche correspondante sur un clavier d'ordinateur standard. Ce délai avait pour but de laisser le temps aux processus cognitifs de prendre place afin de pouvoir les mesurer sans qu'ils ne soient contaminés par le signal EEG associé à la préparation de la réponse motrice. Tel que mentionné plus haut, dans 50% des essais, aucune lettre n'était présentée. Lors de ces essais, les présentations à l'écran étaient les mêmes, sauf pour la période de 150 ms contenant les lettres dans la condition décrite plus haut; durant laquelle aucune lettre n'était présentée dans ce cas-ci. Ces essais ont été ajoutés dans le but de mesurer l'activité cérébrale spécifiquement liée à l'indice afin de la retirer du signal obtenu aux essais où il y avait une cible, en soustrayant les PRÉ associés aux indices.

Finalement, à la fin de chaque essai, les participants recevaient une rétroaction sonore, constituée d'un son aigu (2000 Hz) si la réponse donnée au clavier était correcte ou plus grave (300 Hz) si la réponse était incorrecte. Lors des essais où aucune lettre n'apparaissait, un son neutre de 1000 Hz était présenté à la fin de l'essai. Les participants ont complété un bloc de pratique de 56 essais et quatre blocs de 600 essais chacun, pour un total de 2400 essais expérimentaux par participant. Chaque bloc contenait 150 essais pour chaque localisation indicée, la moitié d'entre eux avec des lettres présentées suite à l'indice et l'autre moitié ne comportant aucune lettre.

Analyses ÉEG

Les données ÉEG ont été recueillies avec 64 électrodes actives Ag/AgCl montées sur un casque utilisant le système international 10-10 et enregistrées par le système BioSemi Active Two à une fréquence d'échantillonnage de 512Hz.

Le ré-référencage a été fait hors ligne avec la moyenne des électrodes mastoïdes gauche et droite. Les clignements et mouvements des yeux ont été mesurés avec l'électrooculographie horizontale et verticale (HEOG/VEOG). Les clignements des yeux et les mouvements oculaires ont été retirés par analyse ICA. Par la suite, afin d'éliminer les traces résiduelles de mouvements oculaires, les participants ayant une amplitude moyenne dépassant 3mV ou -3mV à l'HEOG ont été exclus. Un filtre passe-haut a été appliqué hors ligne sur le signal ÉEG à 0,1Hz, ainsi qu'un filtre passe-bas à 30Hz. Pour les HEOG/VEOG, un filtre passe-haut de 0,1Hz et passe-bas de 10Hz ont été appliqués. Toutes les fenêtres d'intérêt contenant des artéfacts oculaires ou musculaires ont été retirées des analyses. Une correction du niveau de base a été effectuée sur le voltage moyen des 200 ms pré-stimulus.

Traitement statistique des potentiels reliés aux événements

Les signaux électroencéphalographiques furent analysés grâce au logiciel EEGLab implémenté dans MatLab. Dans un premier temps, le signal EEG associé à l'apparition de l'indice a été moyenné pour chaque participant, pour chaque essai ne contenant pas de stimuli et ce, pour les quatre localisations indicées séparément, afin d'obtenir quatre courbes d'amplitude moyenne en mV.

Dans un second temps, les signaux PRÉ associés à l'apparition de la cible ont été alignés sur le moment de présentation de la cible, pour ensuite être moyennés. Cette procédure a été effectuée séparément pour les quatre localisations, résultant en quatre courbes de signal PRÉ. Le signal associé à l'indice a été soustrait de ces quatre courbes, pour chaque localisation respectivement.

Dans un troisième temps, le signal associé à l'apparition des distracteurs (c'est-à-dire, les lettres non-cibles) a également été traité. D'abord, le signal associé à l'apparition d'un distracteur fut calculé individuellement en fonction de la localisation indicée à cet essai (p. ex. pour un essai; distracteur à la localisation 1 et indice indiquant que la cible sera à la localisation 2, séparément d'un indiçage de la localisation 3, puis 4, etc.). Cette opération donne ainsi lieu à 12 courbes pour chaque participant. Suivant cette opération, les 12 courbes ont été réduites à quatre en combinant la localisation de la lettre non-cible avec les trois localisations possibles de l'indice (p. ex. distracteur à la localisation 1, lors de tous les essais où l'indice indique les localisations 2, 3, ou 4). À l'instar des courbes liées aux cibles, l'activité liée à l'indice a été soustraite de celle liée aux distracteurs, pour chaque localisation respectivement.

À cette étape, il y a donc quatre courbes liées au signal des cibles et quatre courbes liées au signal des lettres non-cibles (distracteurs).

Afin d'obtenir l'activité latéralisée liée à chacune des quatre localisations de cibles, le signal aux électrodes de l'hémisphère contralatérale au stimulus a été soustrait de celui aux électrodes correspondantes à l'hémisphère ipsilatérale au stimulus. Ce calcul permet d'observer une différence dans la polarité du signal associé aux stimuli situés à gauche versus à droite du champ visuel. Ces courbes sont utilisées afin de résoudre le problème de classification #1, présenté dans la section *Problèmes de classification*.

En ce qui concerne le problème de classification #2, les courbes associées aux localisations 1 et 4 ont été combinées afin de générer une courbe de signal pour les cibles périphériques uniquement, alors que les courbes associées aux localisations 2 et 3 furent combinées afin de générer une courbe de signal pour les cibles centrales spécifiquement. C'est en raison des résultats nettement inférieurs à ceux obtenus par Thiery et al. (2016) dans la classification de la présence vs l'absence d'attention en utilisant les quatre localisations séparément que cette opération additionnelle a été effectuée. Ce problème de classification est également présenté en détail dans la section *Problèmes de classification*.

Ensuite, deux fenêtres temporelles ont été sélectionnées à l'intérieur des 1000 ms suivant l'apparition de la cible, pour chaque localisation. Ces dernières sont utilisées pour le décodage de l'attention. C'est en se basant sur un article de List et al. (2017) cherchant à identifier les périodes où le signal EEG d'une tâche attentionnelle était le plus susceptible d'être classifié en utilisant l'apprentissage machine que nous avons déterminé que deux fenêtres temporelles seraient utilisées. Les périodes optimales pour le décodage de l'attention seraient, selon eux, une fenêtre précoce autour de 175 ms et une fenêtre tardive autour de 600 ms. Afin de valider que

ces deux moments contiennent les données les plus susceptibles de prédire l'attention, la totalité des 1000 ms de chaque courbe a été classifiée par apprentissage machine, par tranches de 50 ms. Les détails de cette manipulation sont expliqués dans la section *Problèmes de Classification*. Les fenêtres ont été déterminées individuellement et sont également basées sur l'observation des données (c.-à-d. que les PRÉ ont été sélectionnés à l'intérieur des fenêtres temporelles ayant obtenu le meilleur décodage lors de l'analyse des 1000 ms par tranches de 50 ms, aux pics d'amplitude maximaux observés dans les tracés PRÉ de chaque électrode). Les fenêtres temporelles sont également différentes selon le problème de classification visé, puisque les courbes utilisées sont différentes et les pics sont à des moments différents.

Le choix des électrodes a été basé sur une comparaison des différentes combinaisons d'électrodes postérieures lors de la classification des 1000 ms suivant l'apparition de la cible. Celles qui produisaient les meilleures précisions de décodage ont été sélectionnées pour l'analyse. Les autres électrodes n'ont pas été retenues et ne seront pas présentées dans les résultats. Les fenêtres temporelles et électrodes choisies sont décrites dans la section *Résultats*.

Un test t a été appliqué au signal moyen de chacune de ces fenêtres temporelles afin de vérifier si ledit signal était différent de zéro (voir les résultats aux Tableaux 1, 2, 4 & 5). De plus, des ANOVAs furent effectuées afin de vérifier si une différence significative pouvait être mesurée dans l'amplitude moyenne (mV) du signal PRÉ associé à chacune des quatre positions (Tableau 3), puis pour l'amplitude moyenne associée à la présence et à l'absence d'attention (cibles vs distracteurs; Tableau 6).

Apprentissage machine

Bien qu'il existe nombre de méthodes pertinentes telles que le Linear Discriminant Analysis et les réseaux de neurones, entres autres, ce sont les Support Vector Machine (SVM) qui ont été utilisés, en raison de la simplicité et de l'efficacité de cette méthode observée dans l'étude de Thierry et al. (2016). Ben Hamed et al. (2014) a démontré la performance supérieure des SVM lorsque comparés à d'autres classificateurs avec des données de neuroimagerie. Cette technique serait très performante pour les problèmes de classification à haute dimensionnalité comme celui-ci (Huang, David & Townshend, 2010). Les SVM sont une technique de classification où l'on tente d'adapter un modèle linéaire à un jeu de données afin de le séparer en deux. Des marges sont calculées autour de chaque droite pouvant possiblement séparer les deux classes de données, et la droite ayant la marge la plus large est celle qui est sélectionnée comme critère décisionnel. Les données se trouvant d'un côté de la droite obtenue (et de sa marge) sont classifiées comme appartenant à un groupe, et celles se trouvant de l'autre côté sont classifiées comme appartenant à l'autre groupe.

Traditionnellement, les SVM sont des classificateurs binaires, mais il existe des méthodes pour les appliquer à des problèmes de décodage multi-classes. Par exemple, la méthode des SVM à dendrogramme (DSVM) est toute indiquée pour le type de données présentées dans cette étude. Un DSVM est constitué d'un arbre de classification où chaque nœud représente un SVM binaire; il y a donc une décision à prendre portant sur deux catégories à la fois. La structure hiérarchique optimale de cet arbre est obtenue par une analyse d'agrégats hiérarchique (*Hierarchical Clustering Analysis*; HCA). L'HCA calcule la distance entre les différentes données et les regroupe ensemble selon leur distance, donnant ainsi une hiérarchie pour la classification des données. Cette technique permet de traiter un problème de

classification à multiples classes avec une méthode initialement créée pour les classifications binaires (Benabdeslem & Bennani, 2006). Un DSVM est utilisé pour le premier problème de décodage (quatre classes), alors qu'un SVM classique (binaire) est utilisé pour le deuxième problème de décodage. Ces deux problèmes sont décrits dans la section qui suit. Les SVM ont été construits dans l'environnement Spyder 3.2.8¹, à l'aide du langage Python 3.7². Les bibliothèques NumPy³, SciPy⁴, matplotlib⁵ et scikit-learn⁶ ont été utilisées pour l'implémentation des fonctions.

Problèmes de classification

L'apprentissage machine a été utilisé dans le but de classifier les PRÉ obtenus par le traitement des données EEG décrit plus haut. Cette section se divise en deux étapes, comportant deux sous-étapes chacune :

Première étape :

a) En premier lieu, la totalité du signal des 1000 ms post stimulus associé aux cibles uniquement a été classifiée par tranches de 50 ms, pour un total de 20 fenêtres temporelles testées individuellement. Les données contenues dans chacune des tranches de 50 ms furent moyennées

¹ <https://anaconda.org/anaconda/spyder>

² <https://www.python.org/downloads/release/python-370/>

³ <https://www.numpy.org/>

⁴ <https://www.scipy.org/>

⁵ <https://matplotlib.org/>

⁶ <https://scikit-learn.org/stable/>

séparément pour les quatre localisations des cibles uniquement et ce, pour chaque participant. Comme il s'agit d'un problème de classification à quatre classes, un SVM à dendrogramme a été employé. Les diverses combinaisons d'électrodes postérieures furent testées et celles obtenant les meilleurs résultats ont été retenues. Pour résoudre ce problème de classification, le signal associé à trois électrodes est utilisé, donnant donc trois attributs pour chaque participant et ce pour chacune des quatre localisations. La localisation de la cible a été classifiée pour chaque tranche de 50 ms; donnant lieu à un suivi temporel des pourcentages de prédictions correctes du locus attentionnel à travers les 1000 ms suivant la stimulation, permettant de choisir les fenêtres temporelles optimales pour l'analyse suivante. Ces fenêtres temporelles sont déterminées en isolant les pics et les creux dans le signal où l'amplitude est la plus importante, à l'intérieur des tranches de 50 ms qui permettent la meilleure classification.

b) En second lieu, le signal enregistré lors des 1000 ms post stimulus est séparé en tranches de 50 ms pour les cibles, mais aussi pour les distracteurs, pour chaque participant, pour un total de 20 fenêtres temporelles testées individuellement. Ici, la présence et l'absence d'attention est ce que l'on cherche à classifier, en passant par le décodage de l'identité du stimulus; i.e. si le signal correspond à une lettre cible ou non-cible. Il s'agit donc d'un problème de décodage à deux classes, un SVM binaire est alors utilisé. Ici, les localisations périphériques (1 & 4) sont combinées, tout comme les localisations centrales (2 & 3). Ce choix est basé sur la comparaison des résultats obtenus en gardant les quatre localisations séparées ou en les combinant; la deuxième option ayant obtenu de meilleurs résultats, c'est celle qui a été retenue pour être présentée dans le présent mémoire. Les électrodes postérieures ont également été testées et celles obtenant la meilleure précision de prédiction sont celles qui sont retenues. Cela signifie qu'il y a deux localisations (centrale et périphérique) et trois électrodes, donnant lieu à 6 données par

participant, pour chacune des deux classes. Encore une fois, cette classification par tranche de 50 ms donne lieu à un suivi temporel des pourcentages de prédiction correctes et permet de choisir les meilleures fenêtres temporelles pour l'analyse qui suivra. Ces dernières seront sélectionnées à l'intérieur des tranches de 50 ms obtenant les meilleurs résultats et en isolant les pics et les creux ayant la plus grande amplitude.

Deuxième étape :

a) Dans la première partie de l'étape 2, les fenêtres temporelles choisies suite à la manipulation décrite à l'étape 1. a) sont utilisés afin de décoder le locus attentionnel parmi les quatre localisations possibles (ce qui représente un problème de décodage à quatre classes; un DSVM est donc utilisé). Lorsque l'on fait référence à ce problème de classification dans le texte, il est nommé **Problème de classification #1**. Ce problème de classification tient compte du signal de trois paires d'électrodes et des deux fenêtres temporelles (déterminés en fonction de l'étape 1 dans les deux cas), il y a donc six attributs (ou six données) par participant pour décrire chacune des quatre classes; ces dernières correspondant aux quatre localisations de cible. Plus spécifiquement, le but est ici de déterminer la localisation où est dirigée l'attention du participant en fonction de la localisation de la cible. Puisqu'il y a quatre classes ayant autant de chances d'être prédites, le niveau du hasard théorique postulé est de 25%.

b) Enfin, dans la deuxième partie de la deuxième étape, les PRÉ choisis à l'intérieur des fenêtres temporelles déterminées à l'étape 1. b) sont utilisés afin de classifier les signaux associés à l'absence ou à la présence d'attention à la localisation occupée par une lettre au moment de son apparition à l'écran, pour les cibles centrales (combinant les localisations 2 et 3) et excentriques (combinant les localisations 1 et 4). Il s'agit d'un décodage à deux classes, i. e. un SVM binaire. Lorsque l'on fait référence à ce problème de classification dans le texte, il est nommé **Problème**

de classification #2. Ce problème de classification tient compte de l'excentricité de la cible (centrale ou périphérique), de deux fenêtres temporelles et de trois paires d'électrodes (toutes deux déterminées à l'étape 1), ce qui donne 12 attributs par participant, pour chacune des deux classes. Dans ce cas, l'analyse vise à prédire si le signal présenté au classificateur provient d'un sujet qui portait attention à une localisation ou qui ignorait cette localisation. Ici, les données associées à la présence d'attention sont les courbes d'activation liées aux cibles et celles associées à l'absence d'attention sont celles associées aux distracteurs occupant la même localisation, l'activité liée à l'indice ayant été soustraite dans les deux cas. Puisqu'il y a deux classes ayant autant de chances d'être prédites, le niveau du hasard postulé est de 50%.

Caractéristiques des classificateurs

Enfin, pour les deux problèmes de classification, l'évaluation de la précision de décodage repose sur la validation croisée. Une méthode Leave-One-Out (LOO) fut choisie en raison de sa performance avec les petits jeux de données. Cette validation teste les apprentissages effectués par le SVM ou le DSVM et leur capacité à prédire la localisation attentionnelle du participant obtenue hors de la phase d'apprentissage; soit durant la phase test. Les données de tous les participants sauf un sont utilisées dans la phase d'entraînement du classificateur, et ce dernier est testé par la suite sur les données du participant n'ayant pas contribué à l'entraînement. La procédure est répétée pour chaque participant. Cette méthode se sert des données de façon efficace et permet d'obtenir un estimé non biaisé des erreurs moyennes dans les probabilités pour tous les groupes d'entraînement possibles (Theodoridis & Koutroumbas, 2008).

L'application des SVM peut être effectuée de manière variable en fonction des types de bases de données et de l'objectif de chaque problème de classification. Le réglage des

paramètres est un atout qui peut permettre à un modèle de mieux convenir aux données et d'améliorer la performance du classificateur. Dans le cas présent, il s'agit des paramètres Gamma et C. Le paramètre C détermine à quel point le modèle accepte les données mal classifiées dans la création de la droite séparant les groupes de données. Une valeur de C basse permettra la présence de données mal classifiées dans son modèle. Cette variante est appelée *soft margin* et permet de garder un modèle simple et efficace en établissant des marges assez larges, qui se généralisera à de nouvelles données. Une valeur de C haute (*hard margin*) impliquera une marge plus mince et n'inclura pas de données mal classifiées, ce qui permettra l'obtention d'une droite très précise, mais pourrait résulter en un sur-ajustement (*over-fitting*), ce qui aurait comme conséquence une moins bonne classification de futures données et une moins bonne généralisation du modèle. En addition à l'optimisation des marges, il est possible d'utiliser un *kernel trick*. Cette méthode consiste à prendre les données bidimensionnelles et à les projeter en plusieurs dimensions, ce qui permet de séparer les données linéairement alors qu'elles ne pouvaient pas l'être au départ. Dans le cas présent, il s'agit d'un *kernel* de type *Radial Basis Function* (RBF)⁷ qui est employé. Dans ce cas, le paramètre gamma peut également être optimisé. Une valeur basse de gamma crée une droite de séparation des groupes de données en tenant compte des données près de la limite séparant les deux groupes, mais également de celles qui sont plus éloignées; les données possèdent donc toutes un poids similaire, permettant la création d'un modèle plus simple et généralisable à de nouvelles données, mais faisant plus d'erreurs de prédictions. Une haute valeur de gamma tiendra compte uniquement des données qui se trouvent près de la limite séparant les deux groupes, ces données auront donc un grand

⁷ https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/svm/plot_rbf_parameters.html

poids décisionnel. Le modèle ne permettra pas de mauvaise classification et sera très adapté au jeu de données en créant une courbe de séparation des groupes de données très accidentée, au risque de sur-ajuster le modèle et de ne pas pouvoir se généraliser à de nouvelles données.

Afin de déterminer les paramètres de la classification les plus performants, toutes les valeurs de gamma et de C ont été testées grâce à l'implémentation d'une recherche par quadrillage (i.e. *grid search*), qui a testé toutes les combinaisons de paramètres possibles et a sélectionné celles permettant les plus hauts taux de classification correcte.

En addition à la comparaison des taux de prédictions exactes au seuil théorique du hasard, il est important de calculer si ces taux de prédictions sont significativement différents de celui-ci. Tous les tests de signification évaluant les performances de classification ont été calculés à l'aide d'un test de permutations. Dans ce test, les données et les étiquettes sont permutées de manière répétée et aléatoire, créant 1000 jeux de données différents à partir des données originales. La classification est appliquée à ces 1000 jeux de données aléatoires, donnant une distribution des taux de classification obtenus. Si le taux de classification du jeu de données original (non permuté) est supérieur au 95e percentile, il est significativement différent des données permutées aléatoirement, et ce taux est considéré comme significativement différent du niveau du hasard pour la classification (Combrisson & Jerbi, 2015).

Vérification des artéfacts oculaires

Même après le traitement effectué afin d'éliminer les effets des mouvements oculaires (retrait des clignements d'yeux et des mouvements oculaires par ICA, retrait des essais avec des mouvements oculaires résiduels et retrait des participant ayant un signal dépassant les 3 mV ou -3 mV à l'HEOG), il est possible qu'il reste certains artéfacts. En effet, les micro-saccades

n'ayant pas été mesurées par oculométrie, il est possible que de légers mouvements latéraux des yeux aient été effectués et aient laissé une trace résiduelle dans le signal EEG lors d'apparition de stimuli latéraux. Par exemple, un déplacement des yeux dans une direction pourrait entraîner une positivité ou une négativité dans le signal EEG mesuré qui ne serait pas liée à un processus cognitif mais plutôt à un mouvement oculaire. Comme l'objectif de l'étude présentée est de classer les processus attentionnels et non les mouvements oculaires, une vérification additionnelle est effectuée. Les analyses des problèmes de classification #1 et #2 ont été reprises dans leur intégralité, avec pour seul changement le retrait des quatre participants ayant le plus de mouvements oculaires tels que mesurés par l'amplitude du signal à l'HEOG 500 ms après l'apparition de la cible. Les résultats de cette classification seront comparés à ceux obtenus dans les analyses principales afin de déterminer si un effet résiduel des mouvements des yeux expliquerait en partie les taux de classification exacte obtenus. De plus, une classification du signal HEOG lui-même (ayant été soumis au même pré-traitement que les autres électrodes EEG utilisées dans le problème de classification #1) a été effectuée afin d'observer la distribution des taux de prédictions correctes de la position de la cible pour chaque tranche de 50 ms durant la fenêtre temporelle des 1000 ms suivant l'apparition de la cible, et de comparer cette distribution à celle du signal EEG.

Résultats

Résultats comportementaux

Les participants ont complété la tâche sans difficulté; avec une moyenne de 96,8% de bonnes réponses (écart type de 3,54) sur les 2400 essais. Le temps de réponse moyen était de 2773 ms (écart type de 756,32 ms). Ce délai est expliqué par la pause de 2000 ms imposée à chaque essai avant le signal indiquant au sujet qu'il peut donner sa réponse ainsi que par l'absence de contrainte de rapidité de réponse dans les instructions.

Électroencéphalogramme

Dans un premier temps, le signal EEG fut calculé pour les indices, les cibles et les distracteurs. La Figure 4 montre l'activité mesurée à l'électrode PO8 (cette électrode a été sélectionnée à titre d'exemple, mais ces opérations ont été effectuées pour chaque électrode) pour les quatre symboles ayant servi d'indices. La Figure 5 montre l'activité mesurée à l'électrode PO8 pour les quatre localisations de cibles, et, enfin, la Figure 6 représente l'activité mesurée à l'électrode PO8 pour les quatre localisations de distracteurs.

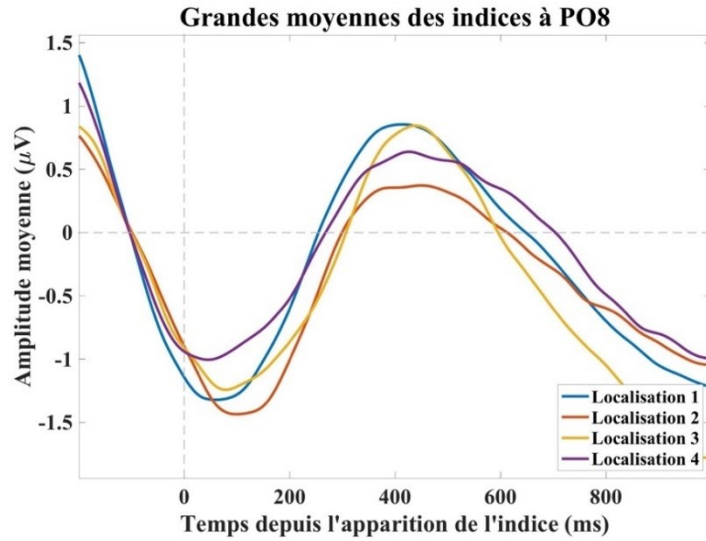


Figure 4. Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de l'indice, pour chaque symbole utilisé comme indice. La légende réfère à chaque indice selon la localisation qu'il indique. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

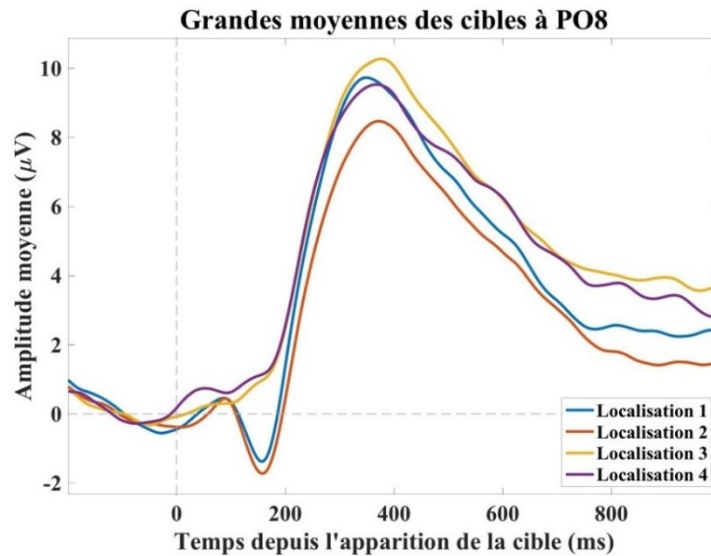


Figure 5. Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de la cible, pour chaque localisation. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

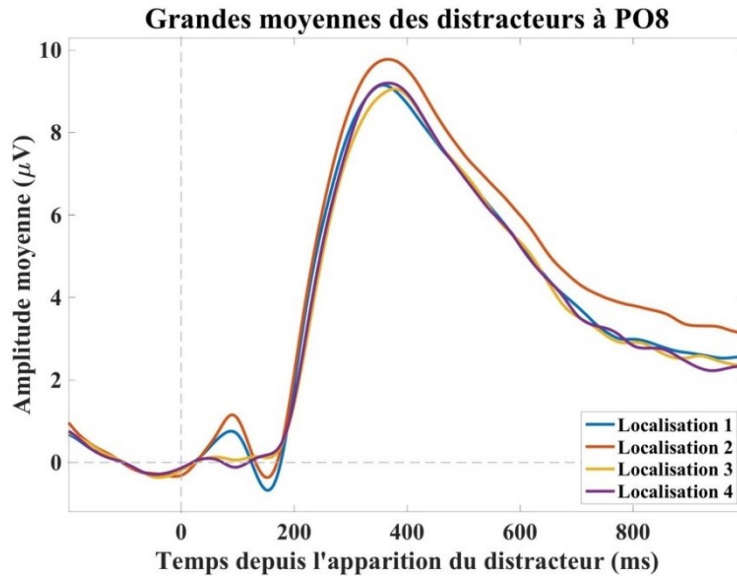


Figure 6. Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition du distracteur, pour chaque localisation Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

Suite à ce premier moyennage, l'activité liée aux indices fut soustraite de l'activité liée aux cibles ainsi qu'aux distracteurs, pour chaque localisation séparément (p. ex. cible à la localisation 1 moins indice indiquant la localisation 1, puis distracteur à la localisation 1 moins indice indiquant la localisation 1), donnant lieu aux courbes présentées aux Figures 7 et 8.

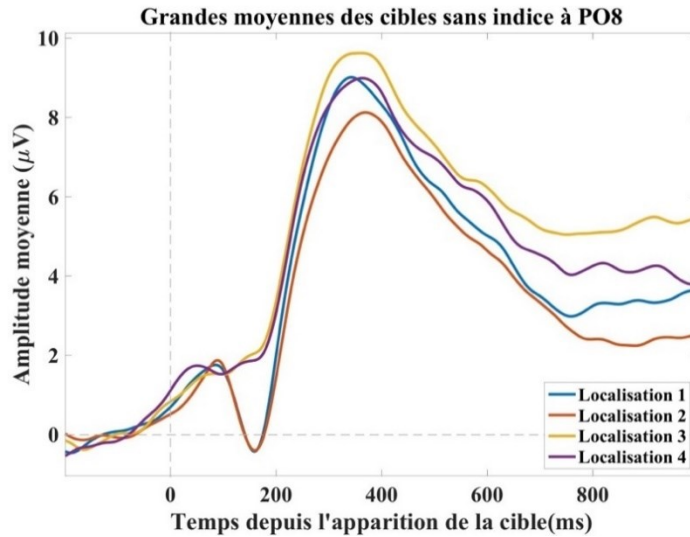


Figure 7. Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition de la cible, pour chaque localisation. Le signal lié à l'apparition de l'indice a été soustrait du signal associé aux cibles pour chaque localisation correspondante. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

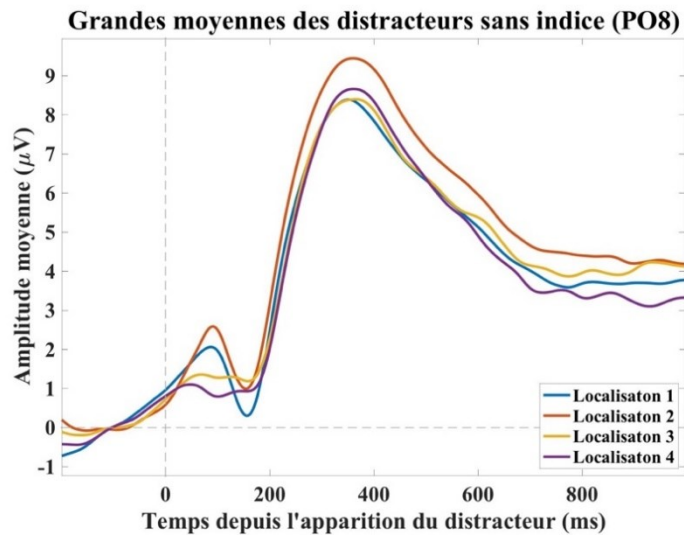


Figure 8. Signal moyenné mesuré à l'électrode occipitale PO8 suivant l'apparition du distracteur, pour chaque localisation. Le signal lié à l'apparition de l'indice a été soustrait du signal associé aux distracteurs pour chaque localisation correspondante. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

Suite à ce traitement, le signal EEG moyenné a été latéralisé. Les courbes de la Figure 9 ont été calculées en prenant le signal de l'électrode à gauche moins son homologue de droite (p. ex. P1 moins P2). L'électrode P1 est contralatérale aux positions trois et quatre et ipsilatérale pour les positions un et deux; P1 moins P2 donnerait donc une négativité pour les positions trois et quatre et une positivité (inversion) pour les positions un et deux. C'est ce qu'on peut constater par exemple à la Figure 9 dans l'intervalle 220- 420 ms. La même procédure a été appliquée pour les paires d'électrodes P5/P6 et P7/P8 (Figures 10 et 11, respectivement).

Problème de décodage à quatre classes

Les Figures 9, 10 et 11 présentent les grandes moyennes latéralisées du signal PRÉ capté aux électrodes P1/P2, P5/P6 & P7/P8 et qui est associé aux cibles uniquement (courbes d'activité différentielle, i.e. *difference wave*); c'est-à-dire que l'activité liée aux indices à la localisation correspondante lui ont été soustraites. Un SVM à dendrogramme (DSVM) a été employé pour prédire le locus attentionnel aux quatre localisations de cibles. En premier lieu, ce sont les 20 fenêtres de 50 ms constituant les 1000 ms post stimulus qui sont utilisées afin de classifier le locus attentionnel. Les électrodes sélectionnées pour cette analyse sont P1/P2 (Figure 9), P5/P6 (Figure 10) et P7/P8 (Figure 11).

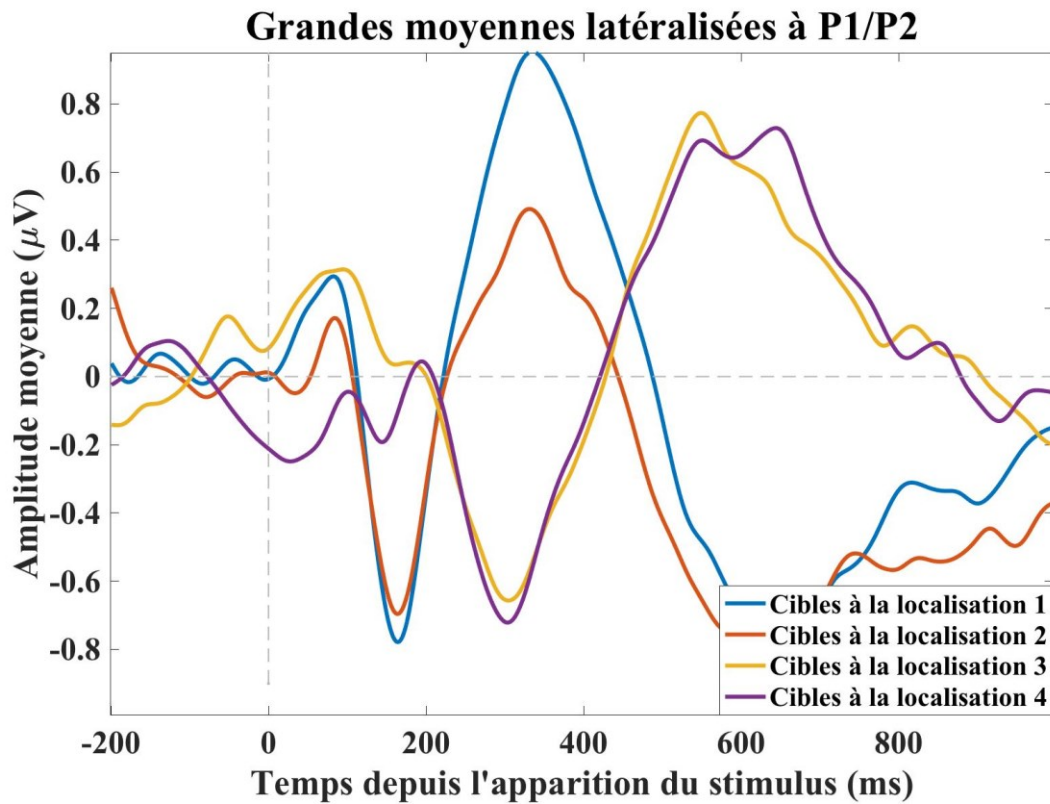


Figure 9. Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale à la cible et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P1/P2. Un filtre passe-bas avec un seuil fixé à 6 Hz a été appliqué à ce signal.

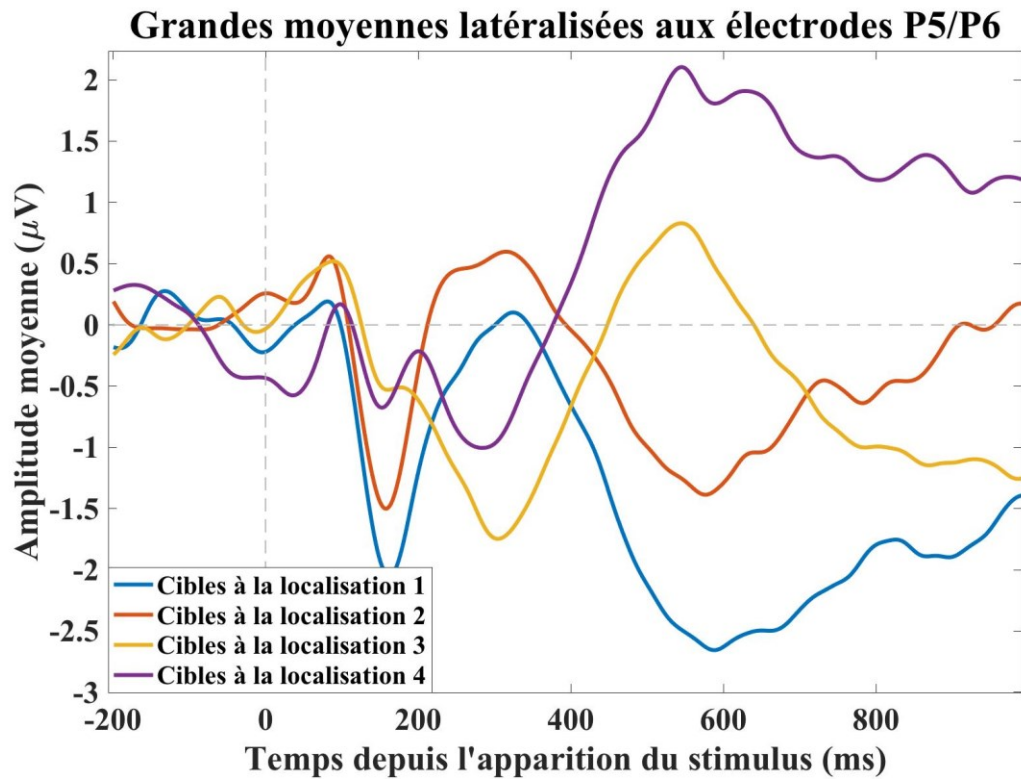


Figure 10. Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale de son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P5/P6. Un filtre passe-bas avec un seuil fixé à 6 Hz a été appliqué à ce signal.

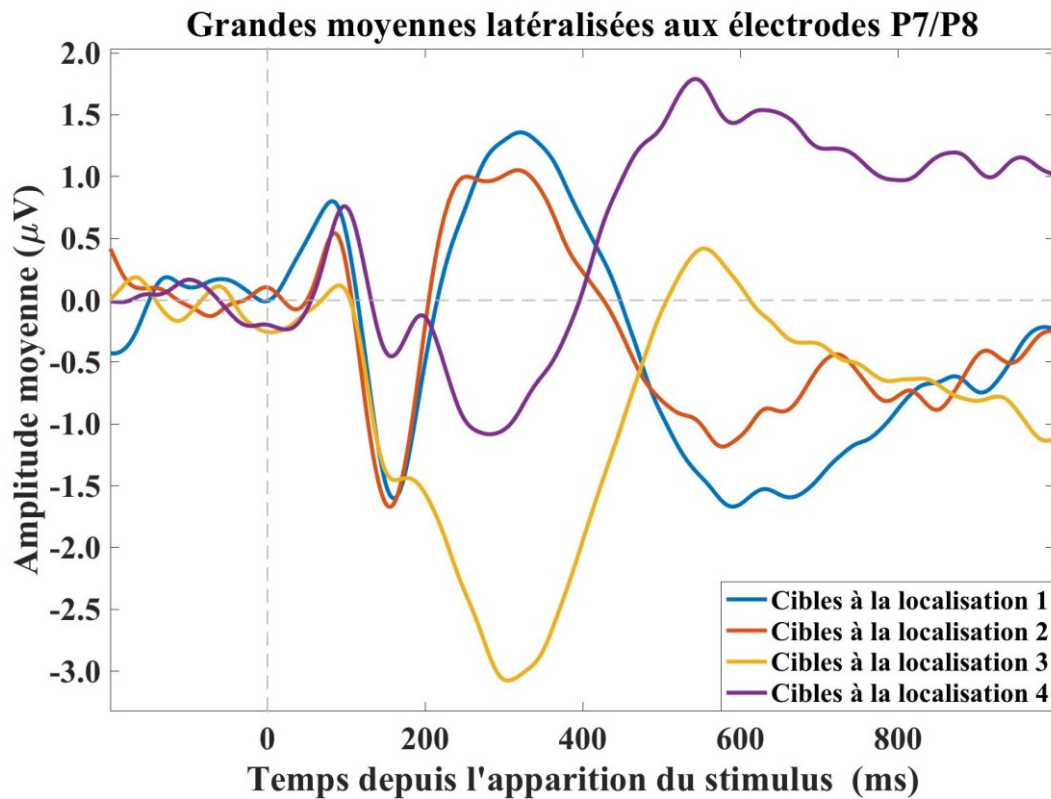


Figure 11. Courbes moyennes du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible résultant de la soustraction du signal provenant de l'électrode occipitale controlatérale de son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P7/P8. Un filtre passe-bas avec un seuil fixé à 6 Hz a été appliqué à ce signal.

L'analyse HCA (hierarchical clustering analysis) appliquée à chacune des fenêtres temporelles de 50ms a résulté en diverses structures de dendrogrammes; celles-ci ont été utilisées afin de produire les résultats de classification les plus performants pour les paires d'électrodes P1/P2, P5/P6 et P7/P8. À l'exception des fenêtres temporelles de 600-650 ms et de 750 à 1000 ms, toutes les fenêtres temporelles testées offrent une précision de décodage significativement (i.e. $p < 0,05$) supérieure au niveau du hasard (25%). Les fenêtres temporelles permettant la classification la plus précise sont 0-50 ms, 250-300 ms et 300-350 ms, 350-400 ms et 500-550 ms pour un niveau de décodage de 51,8%, 42,9%, 42,9%, 46,4% et 44,6%,

respectivement (voir la Figure 12 pour une illustration des résultats; ces fenêtres y sont identifiées par les points verts). Les différentes combinaisons possibles d'électrodes postérieures ont été testées pour toute la distribution des fenêtres de 50ms et seules celles présentant les meilleurs résultats ont été retenues. La liste exhaustive des taux de décodage exacts pour chaque combinaison d'électrodes et chaque fenêtre temporelle et leur valeur de significativité est présentée à l'Annexe I.

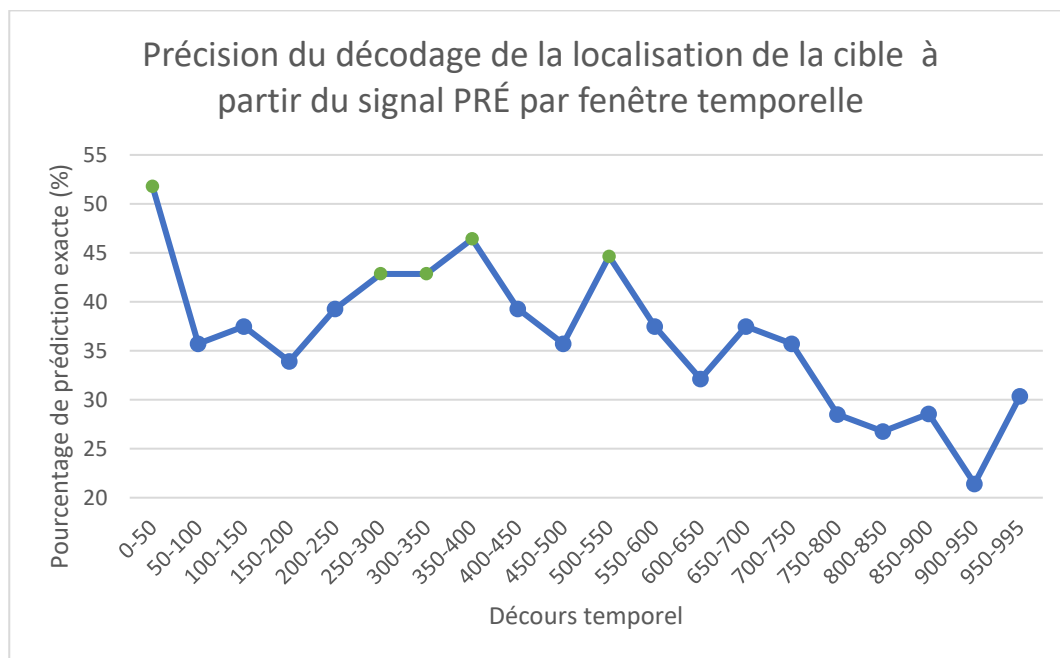


Figure 12. Résultats de la classification du locus attentionnel à travers le temps (problème de décodage à quatre classes)

Cette étape a permis une première évaluation des données résultant en la meilleure classification à travers la durée totale des 1000 ms suivant l'apparition d'un stimulus. Pour la suite, les fenêtres temporelles qui ont été utilisées pour décoder le locus attentionnel ont été choisies sur la base de ces analyses préliminaires de manière à maximiser les performances de décodage, ainsi que sur l'observation des données, c'est-à-dire qu'à l'intérieur des fenêtres

identifiées comme ayant une performance maximale, les pics/creux ayant la plus grande amplitude ont été sélectionnés. Dans tous les cas, il y a une première fenêtre, relativement précoce, où l'on peut s'attendre à un traitement plutôt perceptuel, et une deuxième plus tardive où l'on parle plutôt de processus cognitif plus avancé. L'observation des tracés EEG aux Figures 9-11 permet de constater un certain décalage temporel entre les pics d'amplitude et les pics d'efficacité du décodage présentés à la Figure 12. Ce décalage s'explique du fait que les Figures 9-11 présentent les moyennes des signaux de tous les participants, alors que ce sont les données des participants individuels qui ont été utilisées pour la classification. Ceci fait en sorte que les données utilisées par le classificateur sont plus variables plus que celles présentées aux Figures 9-11, qui sont présentées à titre de support visuel afin de clarifier les étapes de traitement des données qui ont été appliquées. Elles présentent donc une correspondance qui n'est qu'approximative avec les données utilisées pour la classification.

Problème de classification #1 :

Les deux fenêtres temporelles choisies se situent dans les intervalles de 375 ms à 425 ms et de 500 à 550 ms. Les amplitudes moyennes à l'intérieur de ces fenêtres temporelles pour chaque participant constituent les données à partir desquelles la classification a été faite. Le Tableau 1 présente les moyennes de ces valeurs à travers les participants ainsi que leur écart-type.

Tableau 1. Amplitudes moyennes (mV) et écarts types du signal PRÉ associé à chaque localisation de cible, pour les trois électrodes et les deux fenêtres temporelles.

		Position							
		1		2		3		4	
		Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
Fenêtre 1	Électrode 1	0,68	1,36	0,87	1,3	-1,26	1,4	-0,58	1,56
	Électrode 2	1,25	2,24	1,34	1,9	-2,21	2,9	-0,41	2,03
	Électrode 3	1,59	2,41	0,93	2,58	-1,47	2,66	-0,67	2,32
Fenêtre 2	Électrode 1	1,32	1,91	0,1	1,56	-5	1,94	-0,26	1,59
	Électrode 2	-0,13	2,99	0,92	2,9	-1,84	2,87	1,1	2,35
	Électrode 3	1,66	3,69	-0,19	2,51	-1,7	3,69	0,41	2,42

Un test t a été appliqué séparément sur les données à chaque fenêtre temporelle et chaque électrode afin de déterminer si elles sont statistiquement différentes de zéro. Les statistiques obtenues sont indiquées au Tableau 2.

Tableau 2. Tests-t sur les amplitudes moyennes des PRÉ dans les fenêtres temporelles 375-425 (a) et 500-550 ms (b) afin de déterminer si elles sont différentes de zéro.

a)	P1/P2		P5/P6		P7/P8	
	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p
Localisation 1	2,27	0,04*	-0,69	0,51	0,75	0,05
Localisation 2	0,59	0,56	-0,11	0,91	0,19	0,85
Localisation 3	-0,76	0,46	-0,52	0,62	-1,72	0,11
Localisation 4	-0,44	0,67	0,24	0,82	0,05	0,96

b)

	P1/P2		P5/P6		P7/P8	
	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p
Localisation 1	-1,16	0,27	-2,29	0,04*	-1,67	0,12
Localisation 2	-1,17	0,26	-1,47	0,17	-1,01	0,33
Localisation 3	1,54	0,15	0,62	0,55	0,33	0,76
Localisation 4	1,64	0,12	1,52	0,15	1,44	0,17

Une ANOVA à trois facteurs (4 localisations x 3 électrodes x 2 fenêtres temporelles) a été appliquée sur ces amplitudes moyennes afin de déterminer la présence de possibles différences significatives. Celle-ci révèle un effet de la localisation de la cible ($F(3, 332) = 19,34, p < 0,001$) sur l'amplitude du signal EEG, mais pas d'effet de l'électrode ou de la fenêtre temporelle ($F(5, 330) = 0,029, p = 1$ & $F(1, 334) = 0,004, p = 0,952$). Aucune interaction n'est significative.

La structure hiérarchique du DSVM a été déterminée par analyse d'agrégats hiérarchique (HCA). La structure optimale définie par l'HCA (Figure 13) débute la classification par une discrimination des localisations à gauche vs à droite du point de fixation. Ensuite, pour les localisations à droite, il s'agit de discriminer s'il s'agit de la localisation 3 ou 4. Enfin, pour les localisations à gauche, la discrimination se fait sur les localisations 1 vs 2.

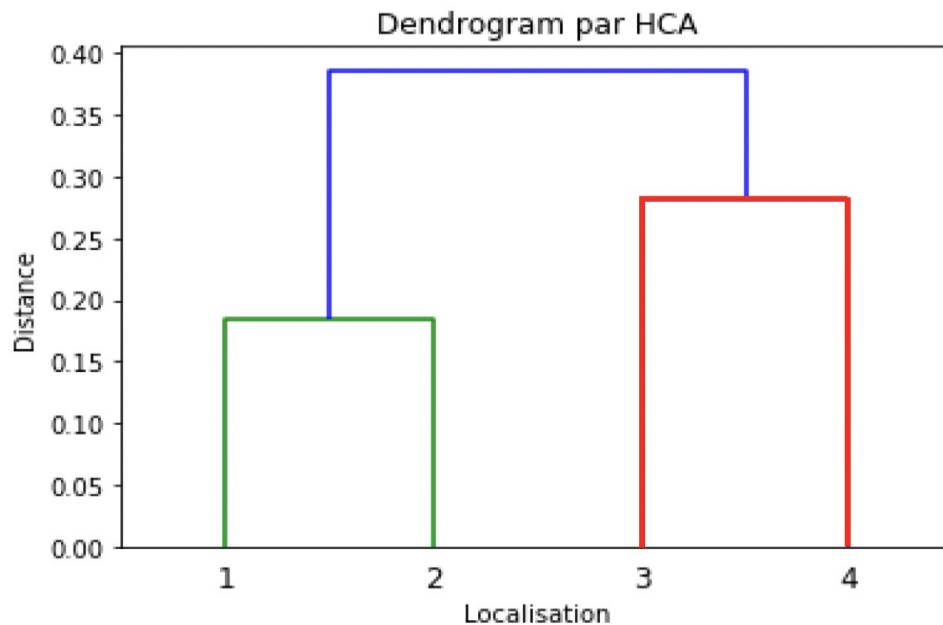


Figure 13. Structure du dendrogramme déterminé par analyse d'agrégats hiérarchique. Le premier SVM (bleu) cherche à déterminer si la cible se trouve à gauche ou à droite du point de fixation. Le deuxième SVM (rouge) cherche à déterminer si la cible est à la localisation 3 ou 4 (localisations à droite du point de fixation). Le troisième SVM (vert) cherche à déterminer si la cible est à la localisation 1 ou 2 (localisations à gauche du point de fixation).

L'application de ce DSVM a permis un taux de classification correcte moyen de 51,7% ($p < 0,001$) pour le signal associé aux quatre localisations. La matrice de confusion fut également calculée (Figure 14). Celle-ci offre une visualisation des conditions ayant été prédites le plus efficacement et celles ayant été moins bien classifiées de même que de la nature des erreurs. L'observation de la matrice de confusion permet de constater que les localisations 1 et 3 sont systématiquement mieux classifiées que les autres, avec une prédiction de classification de 64% chaque. Il est également très rare qu'un stimulus situé dans un hémichamp ait été classifié comme étant situé du côté opposé (par exemple; classifier la localisation 3 comme étant la localisation 1). Quoi qu'il en soit, les niveaux de prédictions correctes étaient significativement supérieurs au niveau du hasard ($p < 0,001$) dans tous les cas. Lorsque prises séparément, les

fenêtres temporelles précoces et tardives avaient des précisions de décodage légèrement diminuées comparativement à la combinaison des deux dans une seule et même analyse. La fenêtre temporelle précoce (pour les trois électrodes combinées) a produit un taux de prédiction correcte de 46,4% ($p < 0,001$) lorsque prise seule, alors que la fenêtre temporelle tardive a obtenu un niveau de prédiction exacte de 44,6% ($p < 0,001$) lorsqu'isolée. Le fait d'utiliser les deux fenêtres temporelles ensemble permet donc un apport d'information additionnelle pertinent pour le classificateur.

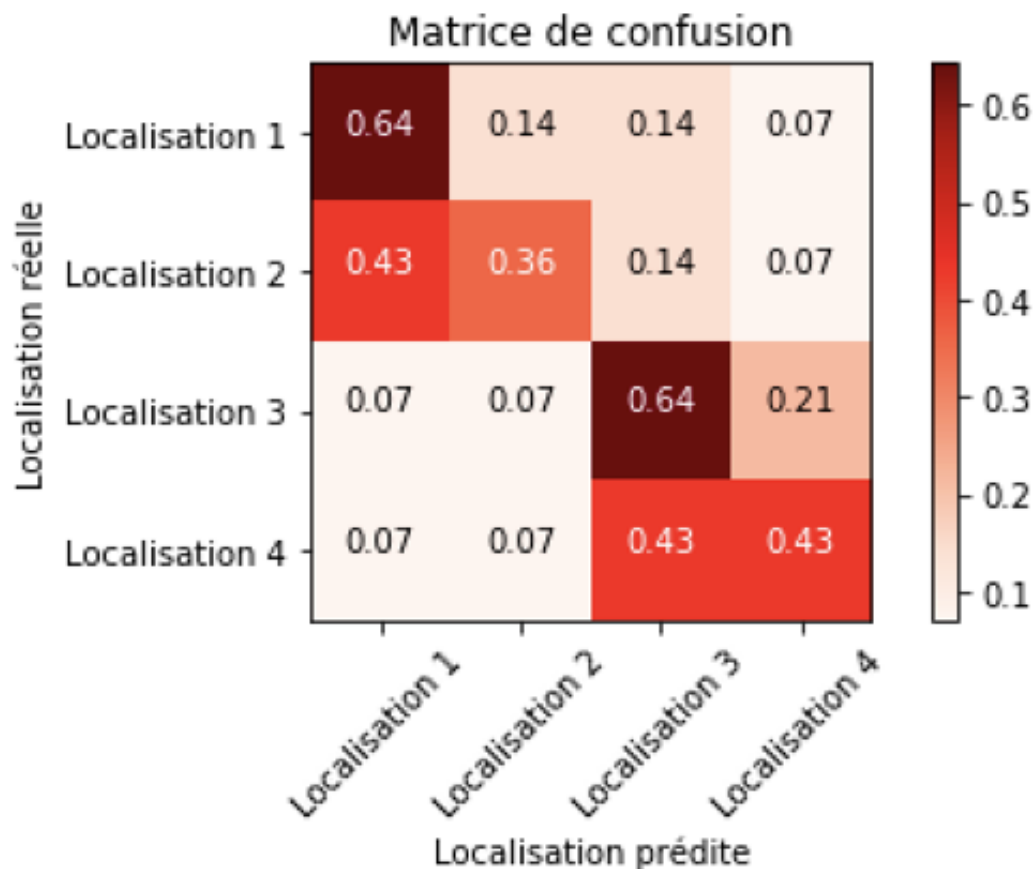


Figure 14. Matrice de confusion obtenue pour le problème de classification #1 à quatre classes utilisant les fenêtres temporelles 375 ms à 425 ms et de 500 à 550 ms aux paires d'électrodes P1/P2, P5/P6 & P7/P8. L'axe vertical indique la localisation réelle associée au signal classifié. L'axe horizontal indique la localisation prédite par le classificateur.

Problème de décodage binaire

Afin de décoder la présence vs l'absence de l'attention, les données PRÉ associées aux cibles et aux distracteurs ont été utilisées. Tel qu'exposé dans la méthodologie, pour chaque participant, le signal a été moyenné à chaque essai pour chaque localisation pour les cibles ainsi que pour les distracteurs, donnant lieu à quatre courbes de signal PRÉ pour les cibles et quatre courbes pour les distracteurs. De ces huit courbes, l'effet de l'indice a été retiré en soustrayant le signal associé à l'indice présentant la localisation associée à la lettre (cible comme distracteur). Par la suite, le signal a été latéralisé, c'est-à-dire que le signal correspondant à l'électrode ipsilatérale au stimulus a été soustrait du signal contralatéral au stimulus pour chaque localisation. Enfin, les stimuli ont été combinés selon qu'ils avaient une localisation plus centrale (2&3) ou plus périphérique (1&4). Les opérations présentées pour ce problème de décodage ont été effectuées sur les signaux PRÉ associés aux quatre localisations en premier lieu. Puisque les résultats étaient très faibles (atteignant un maximum de 64% de prédictions correctes pour un niveau du hasard à 50%), diverses manières de présenter les données ont été testées, et la combinaison des positions 1 & 4 ainsi que des positions 2 & 3 est celle qui a été retenue et dont les résultats sont présentés. Les électrodes sélectionnées pour cette analyse sont O1/O2 (Figure 15), PO7/PO8 (Figure 16) et P5/P6 (Figure 17). Les électrodes ont été déterminées sur la base de la classification des 1000 ms suivant l'apparition d'un stimulus; ou les électrodes postérieures ont été testées et celles qui permettaient la meilleure performance du classificateur ont été sélectionnées.

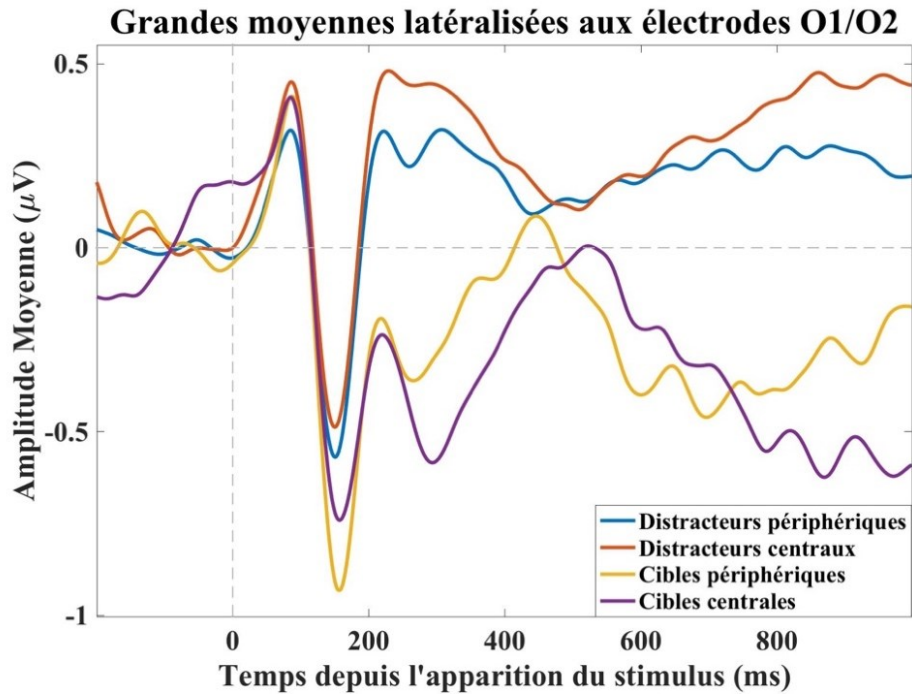


Figure 15. Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal controlatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes O1/O2. Les localisations 1 et 4 ont été moyennées et les localisations 2 et 3 ont été moyennées, résultant en une courbe pour les cibles excentriques, une courbe pour les cibles centrales, une courbe pour les distracteurs excentriques et une courbe pour les distracteurs centraux. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

Grandes moyennes latéralisées aux électrodes PO7/PO8

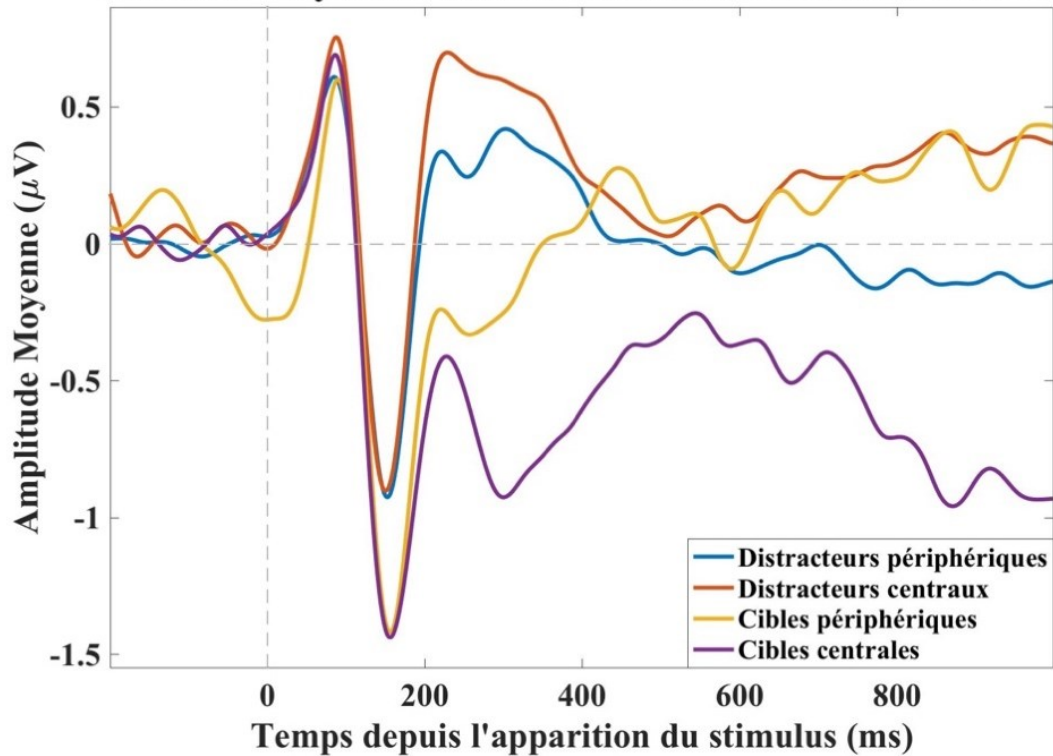


Figure 16. Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal controlatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes PO7/PO8. Les localisations 1 et 4 ont été moyennées et les localisations 2 et 3 ont été moyennées, résultant en une courbe pour les cibles excentriques, une courbe pour les cibles centrales, une courbe pour les distracteurs excentriques et une courbe pour les distracteurs centraux. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

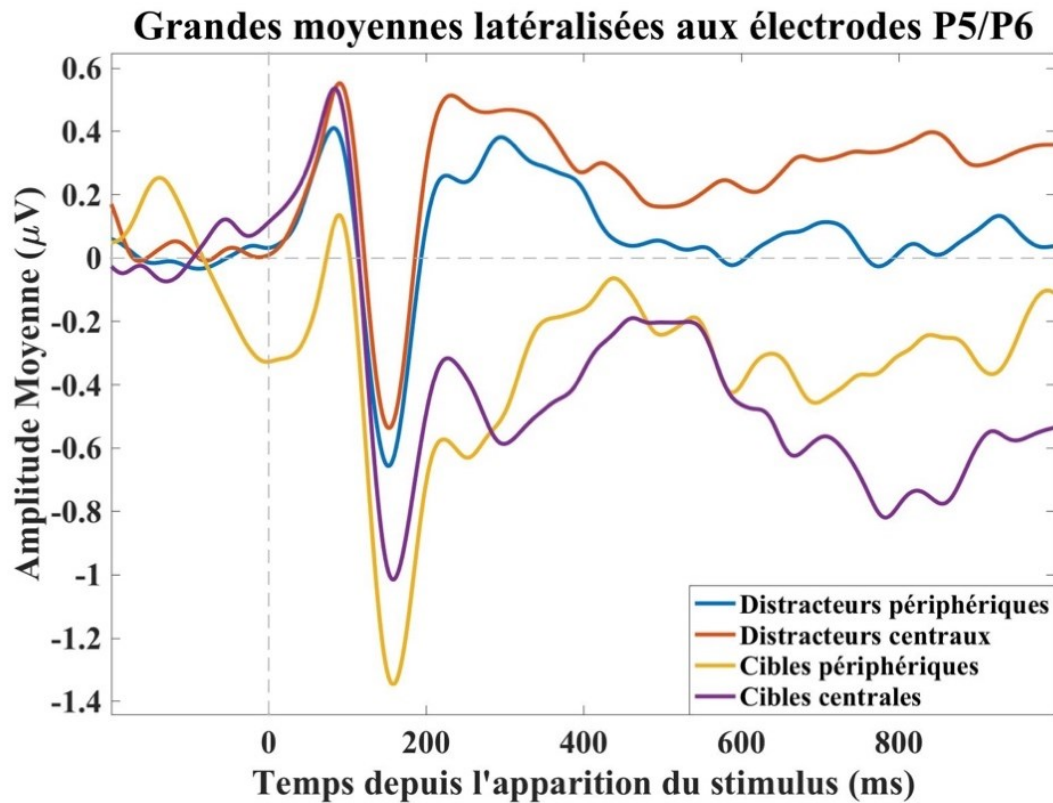


Figure 17. Courbe moyennes du signal lié aux cibles et distracteurs périphériques et centraux résultant de la soustraction du signal contralatéral au stimulus et son homologue ipsilatérale, pour la paire d'électrodes P5/P6. Les localisations 1 et 4 ont été moyennées et les localisations 2 et 3 ont été moyennées, résultant en une courbe pour les cibles excentriques, une courbe pour les cibles centrales, une courbe pour les distracteurs excentriques et une courbe pour les distracteurs centraux. Un filtre passe bas avec un seuil fixé à 6Hz a été appliqué à ce signal.

Le signal de la totalité des 1000 ms suivant l'apparition du stimulus a été décodé à l'aide d'un SVM binaire, par tranches de 50 ms. Le signal associé aux stimuli centraux et périphériques pour chaque participant a été classifié en fonction de son identité; soit qu'il était considéré comme cible, ou qu'il était considéré comme distracteur. Ici, le niveau théorique du hasard était de 50%. Toutes les fenêtres temporelles ont permis un niveau de classification significativement supérieur au niveau du hasard. Les fenêtres permettant le meilleur décodage sont 200-250 ms

(82,1%), 350-400 ms (78,6%), 700-750 ms (83,9%), ainsi que 900-950 ms (78,6%) (indiquées par les points verts sur la Figure 18). La liste exhaustive des décodages exacts et de leur valeur de significativité est présentée à l'Annexe II et le suivi temporel des résultats est présentée graphiquement à la Figure 18.

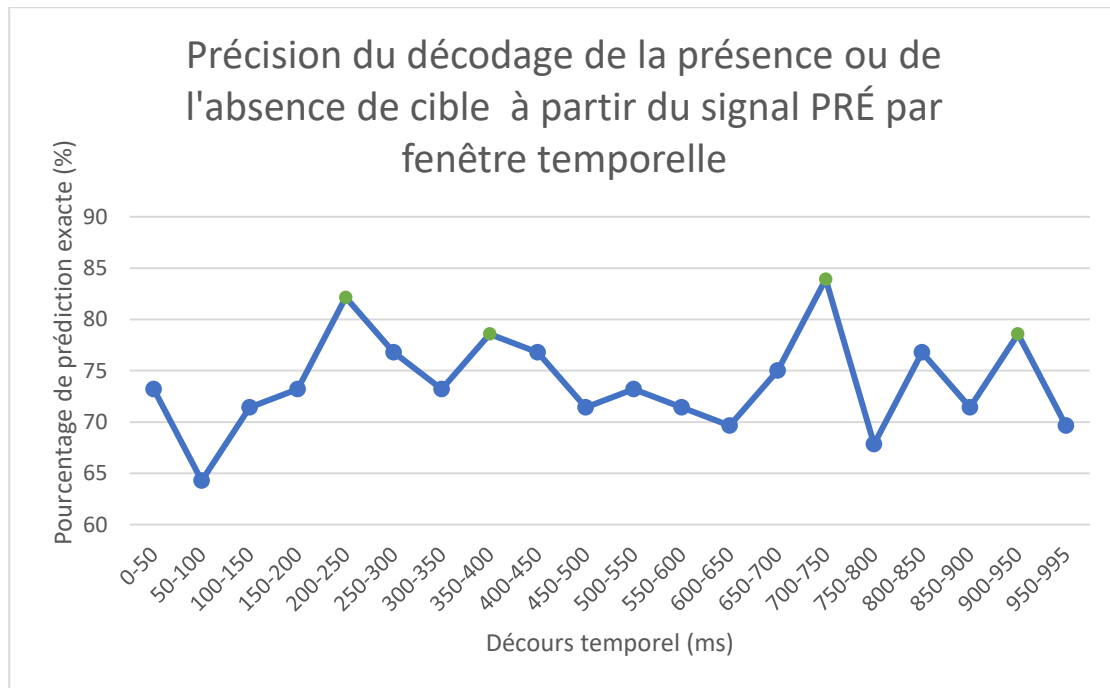


Figure 18. Résultats de la classification de la présence et de l'absence d'attention à travers le temps.

Problème de classification #2 :

Le traitement du signal effectué (soustraction du signal de l'électrode ipsilatérale au stimulus de l'électrode contralatérale au stimulus) permet de révéler les deux composantes bien connues qui ont été présentées dans l'introduction, la N2pc et la SPCN. Les fenêtres temporelles choisies pour la classification des composantes N2pc et SPCN ont été déterminées en se basant sur la classification du décalage temporel complet (Figure 18), sur la littérature présentée (List et al. 2017) indiquant qu'une fenêtre précoce et une fenêtre tardive sont les meilleures pour

discriminer le locus attentionnel, mais également sur la revue de littérature indiquant que la composante N2pc prend place autour de 200 ms (Luck et al., 1994) et que la composante SPCN débute autour de 300 ms et se poursuit dans le temps (Robitaille, Grimault & Jolicoeur, 2009). Le signal choisi pour les deux fenêtres temporelles a été extrait aux pics de ces composantes ayant la plus grande amplitude, à l'intérieur des périodes permettant les taux de classification correcte les plus élevés. Les paires d'électrodes sont les mêmes que celles qui ont été retenues lors de la classification des 1000 ms suivant l'apparition de la cible; soit O1/O2, PO7/PO8 et P5/P6. Pour la paire d'électrodes P5/P6, le signal de 150 à 175 ms et de 275 à 325 ms a été sélectionné. Pour la paire d'électrodes O1/O2, les fenêtres sont de 150 à 175 ms et de 325 à 375 ms. Pour la paire d'électrodes PO7/PO8, les fenêtres sont de 150 à 175 ms et de 275 à 325 ms. La fenêtre précoce correspond à la N2pc, alors que la fenêtre plus tardive correspond à la SPCN. Les moyennes et écarts types de chaque électrode et de chaque fenêtre temporelle sont présentées au Tableau 3.

Tableau 3. Amplitudes moyennes (mV) et écart types associés aux cibles et aux distracteurs

		Cibles				Distracteurs			
		Centre		Périphérie		Centre		Périphérie	
		Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
Fenêtre 1	Électrode 1	-1,6	1,13	-1,19	0,94	-1,03	0,57	-0,93	0,57
	Électrode 2	-2,1	1,1	-1,67	1,24	-1,19	0,65	-1,16	0,83
	Électrode 3	-2,47	1,55	-2,22	1,82	-1,17	0,69	-1,65	0,81
Fenêtre 2	Électrode 1	-0,3	1,28	-1,08	1,78	0,51	0,73	0,6	0,61
	Électrode 2	-0,13	2,05	-0,21	2,06	0,27	0,75	0,46	0,81
	Électrode 3	-0,31	1,28	-1,1	1,79	0,51	0,72	0,6	0,61

Un test t a été appliqué séparément sur les données à chaque fenêtre temporelle et chaque électrode afin de déterminer si elles sont statistiquement différentes de zéro. Les statistiques obtenues sont indiquées au Tableau 4.

Tableau 4. Tests-t sur les amplitudes moyennes des PRÉ dans les fenêtres temporelles précoces (a) et tardives (b) afin de déterminer si elles sont différentes de zéro.

a)	O1/O2 (150-175 ms)		PO7/PO8 (150-175 ms)		P5/P6 (150-175 ms)	
	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p
Distracteurs périphériques	-6,7	0,000*	-9,26	0,000*	-6,85	0,000*
Distracteurs centraux	-6,12	0,000*	-7,63	0,000*	-5,19	0,000*
Cibles périphériques	-5,26	0,000*	-5,97	0,000*	-7,13	0,000*
Cibles centrales	-4,76	0,000*	-4,55	0,000*	-5,02	0,000*

b)	P1/P2 (325-375 ms)		P5/P6 (275-325 ms)		P7/P8 (275-325 ms)	
	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p	Score t	Valeur p
Distracteurs périphériques	2,26	0,042*	2,65	0,02*	2,52	0,025*
Distracteurs centraux	4,18	0,001*	3,66	0,002*	2,67	0,019*
Cibles périphériques	-0,17	0,87	-0,9	0,385	-1,26	0,228
Cibles centrales	-1,18	0,26	-2,25	0,042*	-1,38	0,192

Une ANOVA à quatre facteurs (2 catégories de stimulus x 2 niveaux d'excentricité x 2 fenêtres temporelles x 3 électrodes), a été appliquée sur ces amplitudes moyennes afin de déterminer la présence possible de différences significatives. Celle-ci révèle un effet de la catégorie du stimulus (cible vs distracteur) ($F(1, 334); = 39,99, p < 0,001$), de la fenêtre

temporelle ($F(1, 334) = 138,61, p < 0,001$) et de l'électrode ($F(2, 333) = 3,61, p = 0,028$). Aucun effet de l'excentricité du stimulus n'a été détecté ($F(1, 334) = 0,031, p = 0,86$). (De plus, une interaction significative a été observée entre la fenêtre temporelle et l'électrode ($F(1, 313) = 3,19, p = 0,042$) et entre l'excentricité, la catégorie du stimulus (cible vs distracteur) et l'électrode ($F(1, 313) = 4,19, p = 0,041$).

Prises ensembles, les deux composantes ont offert un décodage exact dans 75% des cas ($p < 0,001$). Séparément, la première fenêtre temporelle (correspondant à la N2pc) a été correctement classifiée dans 73,2% des cas ($p > 0,001$), alors que la deuxième fenêtre temporelle (correspondant à la SPCN) a été classifiée correctement dans 78,6% des cas ($p < 0,001$).

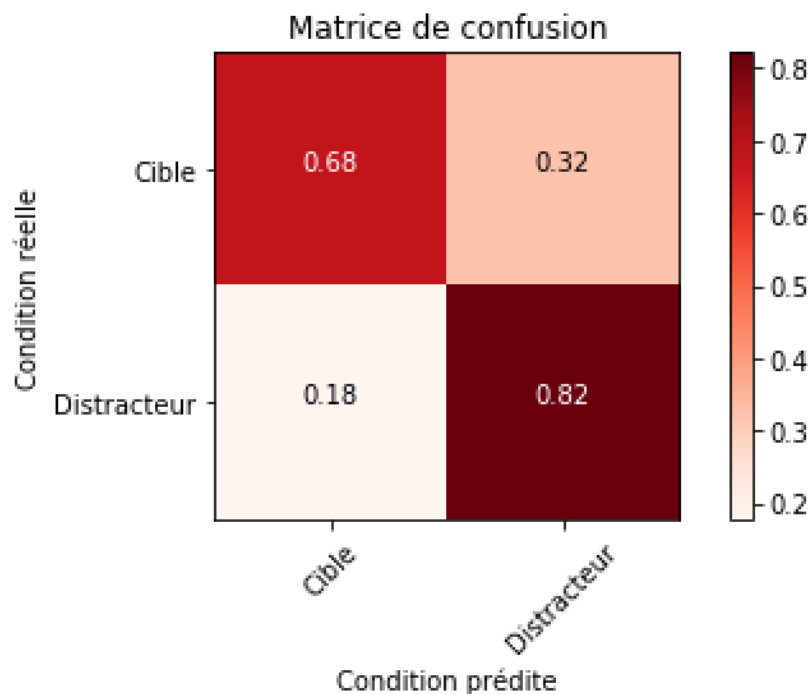


Figure 19. Matrice de confusion obtenue pour le problème de classification binaire (problème de classification #2). L'axe horizontal indique la condition réelle et l'axe vertical indique la condition prédite pour le classificateur.

La condition « Cible » indiquée sur la matrice de confusion correspond à une lettre sélectionnée par l'attention, alors que la condition « Distracteur » correspond à une lettre ne recevant pas d'attention. L'observation de la matrice de confusion (Figure 19) permet d'observer que la présence d'attention a été correctement classifiée dans 68% des cas et que l'absence d'attention a été correctement classifiée dans 82% des cas.

Une investigation additionnelle a été effectuée : les mêmes données ont été séparées selon qu'elles sont associées à un stimulus central vs périphérique, et la même méthode de classification par SVM binaire a été appliquée. Dans ce cas, les cibles centrales permettaient de classifier la présence d'attention avec une précision de 67,3% ($p = 0,006$) alors que les stimuli périphériques permettaient une précision de décodage de 85,7 ($p < 0,001$), pour un niveau du hasard à 50% dans les deux cas; les stimuli périphériques apportent donc une plus grande quantité d'information au classificateur que les stimuli centraux dans la discrimination des cibles et des distracteurs.

Vérification des artéfacts oculaires

Afin de s'assurer que les résultats de la classification n'étaient pas dus à des mouvements latéraux des yeux dans la direction indiquée, les analyses présentées ci-haut ont été effectuées une deuxième fois sur un sous-groupe de l'échantillon. Les quatre sujets ayant la plus grande amplitude mesurée à l'HEOG ont été retirés, laissant un total de 10 sujets (Figure 20). Les électrodes et les fenêtres temporelles utilisées pour les deux problèmes de classification n'ont pas changé.

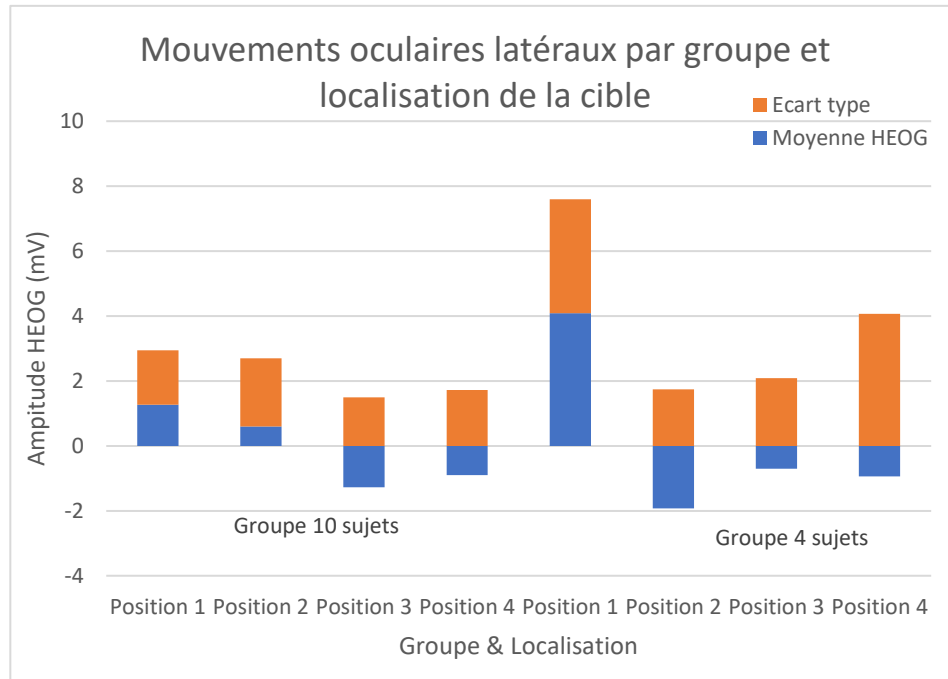


Figure 20. Amplitudes du signal HEOG pour les cibles aux localisations 1 à 4, séparé en deux groupes : le groupe à 10 sujets comprend les sujets ayant la moins grande amplitude HEOG moyenne et le groupe à quatre participants comprend les sujets ayant la plus grande amplitude HEOG moyenne.

Pour le problème de classification #1 utilisant le SVM à dendrogramme (classification du locus attentionnel selon les quatre localisations de cibles), le classificateur a obtenu un taux de prédictions exactes de 47,5% ($p < 0,001$), ce qui représente une diminution de 4,2% par rapport aux résultats présentés dans la section précédente. De légères différences peuvent être observées dans la matrice de confusion (Figure 21) liée au groupe de 14 participants vs. celui de 10 participants.

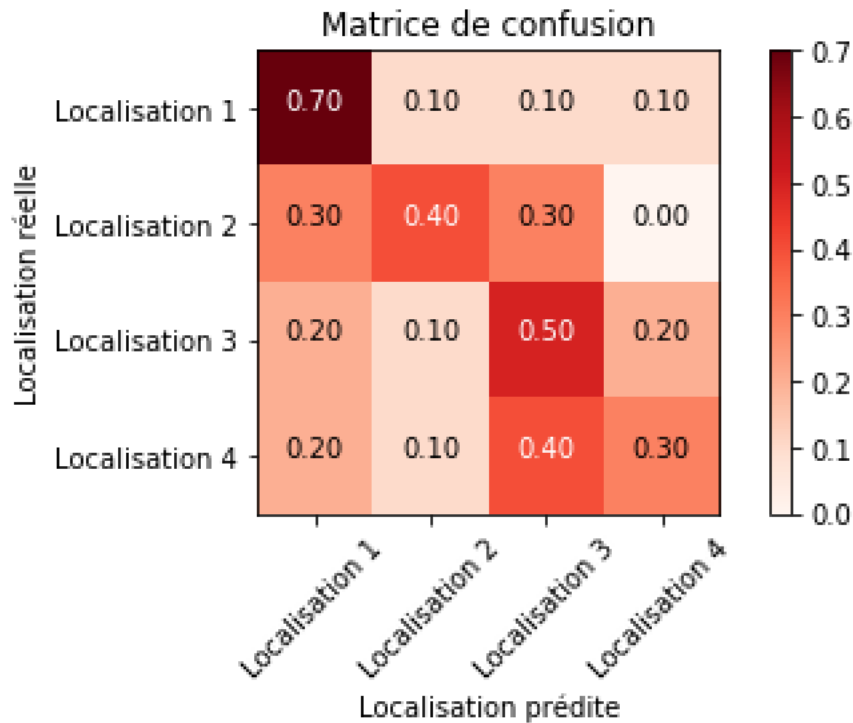


Figure 21. Matrice de confusion obtenue pour la classification du locus attentionnel à 4 classes, sans les quatre sujets ayant la plus grande amplitude HEOG.

Une légère différence peut être observée dans la répartition des erreurs de prédiction. Par exemple, il est plus commun d’observer des erreurs de classification inter-hémisphériques dans cette nouvelle analyse. Toutefois, de manière générale, le retrait des participants ayant une plus grande amplitude à l’HEOG n’a qu’un effet mineur sur les taux de prédictions correctes, peu importe la localisation de la cible.

Pour le problème de classification #2 (condition « présence d’attention » vs condition « absence d’attention »), le classificateur a obtenu une prédictions exactes général dans 75% des cas ($p = 0,002$); il est donc resté identique. Toutefois, de légers changements sont observables dans la matrice de confusion (Figure 22). L’analyse incluant les 14 sujets a prédit correctement

la condition « attention » dans 68% des cas et la condition « absence d'attention » dans 82% des cas, alors que l'analyse n'incluant que les 10 sujets ayant le moins de mouvements oculaires a permis de prédire correctement la condition « attention » dans 65% des cas et la condition « absence d'attention » dans 85% des cas.

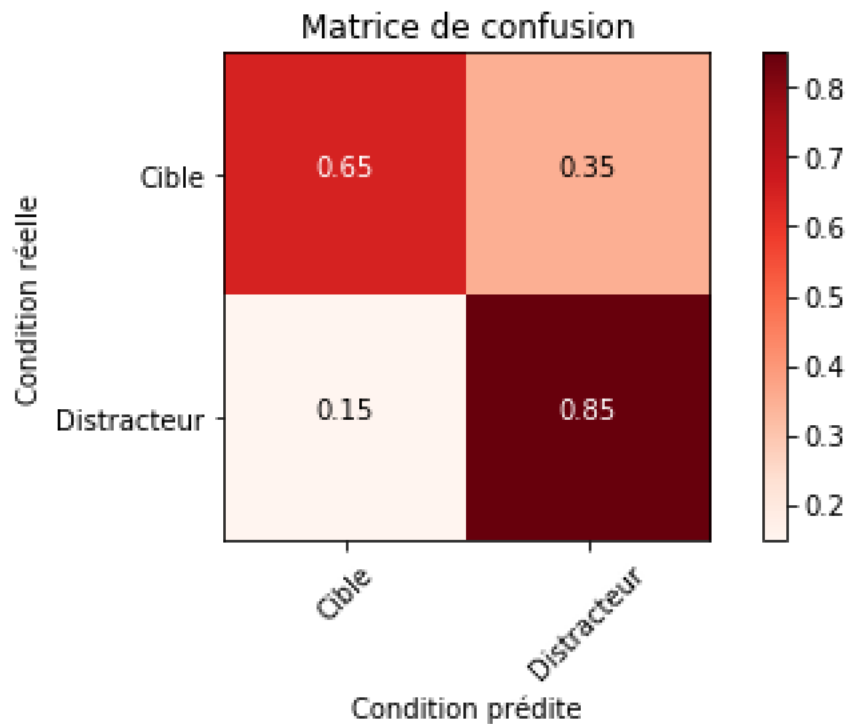


Figure 22. Matrice de confusion obtenue pour la classification de la présence et de l'absence d'attention, sans les 4 sujets ayant la plus grande amplitude HEOG.

Finalement, une dernière vérification a été effectuée quant à une possible contamination du signal EEG par le signal HEOG dans la classification. Le signal HEOG lui-même, moyenné pour chaque localisation et duquel le signal associé aux indices a été retiré, a été classifié afin de déterminer s'il était possible de prédire la localisation de la cible. Cette opération a été effectuée pour chaque tranche de 50 ms de la fenêtre temporelle des 1000 ms suivant l'apparition de la cible. Les résultats peuvent être observés à la Figure 23.

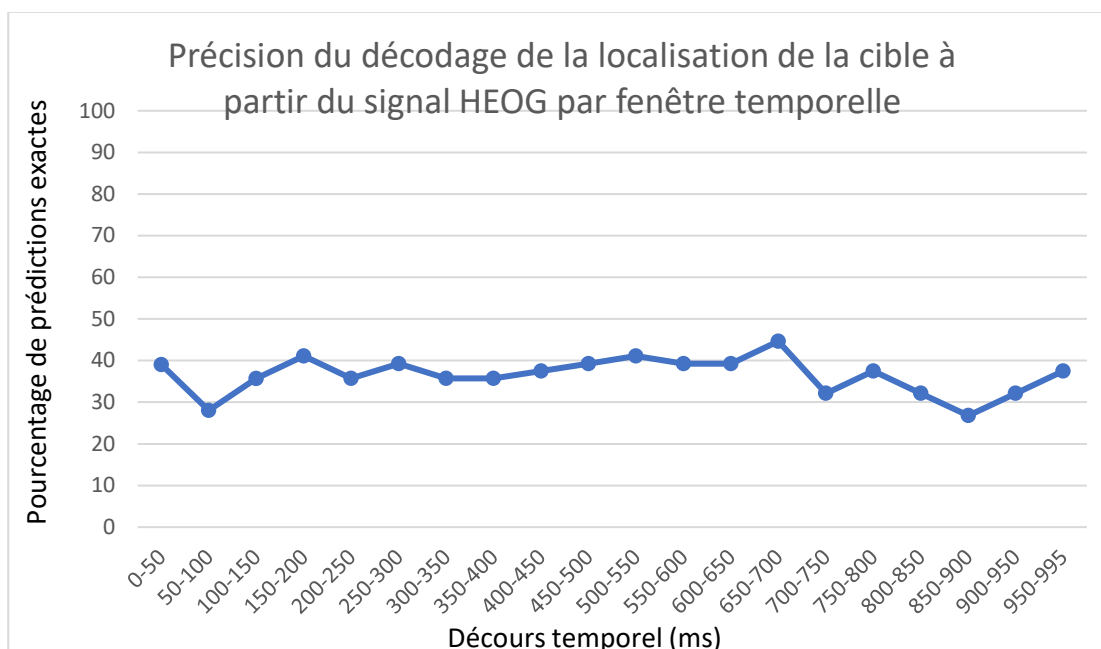


Figure 23. Résultats de la classification de la localisation de la cible à travers le temps

Les taux de décodage ainsi que leur valeur de significativité peuvent être consultés à l'Annexe III. Bien que la plupart des taux de classification étaient significativement différents du hasard, les taux de classification étaient eux-mêmes nettement plus bas que ceux obtenus grâce à la classification du signal EEG. En effet, les résultats présentés à la Figure 23 montrent que les taux de classifications correctes étaient pour la plupart entre 30 et 37%, alors que les précisions de décodages obtenues lors de la classification du signal EEG en fonction de la cible s'élevaient plutôt, pour la plupart, de 35% à 50%. De plus, la distribution des taux de classification du signal HEOG est plutôt homogène tout au long de la fenêtre temporelle des 1000 ms suivant l'apparition de la cible, alors que la distribution de ces mêmes classifications pour le signal EEG présentait plus de variabilité; démontrant un possible impact du décours temporel individuel de processus cognitifs distincts.

Ces vérifications laissent croire que le signal HEOG peut avoir eu un léger impact sur le décodage effectué sur le signal ÉEG. Toutefois, retirer les participants dont le signal HEOG était le plus fort n'a causé qu'une légère diminution des taux de classification, et la classification du signal HEOG lui-même a résulté en des taux de classifications correctes très bas, il est donc considéré que l'impact du signal HEOG est marginal.

Distance moyenne de l'erreur de prédiction

En addition, un calcul supplémentaire a été fait pour déterminer le niveau de précision des prédictions effectuées par le classificateur responsable du Problème #1. La matrice de confusion rapportant à la classification du signal PRÉ utilisé pour la classification du locus attentionnel aux quatre localisations (Figure 14) a été utilisée afin de calculer la distance D moyenne de l'erreur de prédiction; c'est-à-dire le nombre moyen de localisations par lequel le classificateur se confond (incluant les bonnes réponses; c'est-à-dire les erreurs de 0 positions), sachant que chaque localisation est séparée par une position de lettre. Pour ce faire, la formule suivante a été employée :

$$D = [\sum \% |i - j|] / 4$$

La valeur « D » représente la distance moyenne de l'erreur de prédiction, « % » représente la probabilité de prédire la localisation « i » alors que la localisation « j » est la localisation réelle. Par exemple, dans 7% des cas, la localisation 1 a été classifiée comme étant la localisation 4; ces deux positions sont séparées par trois positions de lettres. Cette donnée serait entrée de la manière suivante dans la formule : $(0,07 * |4 - 1|) / 4$. Ce calcul est opéré pour chaque case de la matrice de confusion. Le tout est divisé par quatre, puisqu'il y a quatre localisations possibles.

Il s'agit donc d'une moyenne pondérée par la distance entre la localisation prédite et la localisation réelle.

En moyenne, le classificateur se trompait dans sa prédiction par 0,64 position de lettre, soit une marge d'erreur de $\pm 0,32$ position de lettre. En sachant qu'à la distance d'où l'écran a été observé par les participants la distance centre-à-centre de chaque localisation de lettre était de $1,28^\circ$ d'angle visuel, cela représente une marge d'erreur de $\pm 0,4^\circ$ d'angle visuel.

Discussion

L'étude présentée avait pour but d'éliciter des potentiels reliés aux événements (PRÉ) lors de la sélection attentionnelle volontaire d'une de quatre lettres présentées sur une ligne horizontale. Ces PRÉ ont été traités par apprentissage machine, plus précisément par apprentissage supervisé. Ils ont été insérés dans un *Support Vector Machine*; un type de classificateur qui apprend à associer divers ensembles de données à l'une de deux ou plusieurs catégories distinctes. La qualité de cet apprentissage est ensuite testée à partir de nouvelles données.

Les objectifs de cette étude, soient la prédiction du locus attentionnel ainsi que la prédiction de la présence ou l'absence de l'attention, ont été atteints. Effectivement, un taux de classification correct de 51,7% a été obtenu dans la classification du locus attentionnel à l'une des 4 localisations de lettre et un taux de classification correct de 75% a été obtenu dans la classification de la présence et de l'absence d'attention. La classification du locus attentionnel a permis une prédiction correcte à 0,32 position de lettre près, soit une marge d'erreur de $\pm 0,4^\circ$ d'angle visuel. De plus, la possibilité que ces résultats soient attribuables à des mouvements oculaires résiduels a été écartée.

Quatre sur cinq des hypothèses spécifiques ont été confirmées. Premièrement, il a été possible d'observer une différence dans la latéralisation des PRÉ selon la latéralisation de la cible (voir Figures 9-11). En effet, le signal EEG associé aux cibles aux localisation 1 et 2 (à gauche de l'écran) suivait une même polarité alors que les cibles 3 et 4 (à droite de l'écran) présentaient la polarité opposée la majorité du temps. Il a également été possible de mesurer une augmentation de l'amplitude des composantes PRÉ lors de la sélection attentionnelle des cibles,

comparées à l'amplitude de ces composantes lors de la présentation de distracteurs (voir Figures 15 à 17).

L'analyse par apprentissage machine a porté fruit. En effet, le pourcentage de prédictions exactes a dépassé le niveau du hasard dans les deux problèmes de décodage, soit 51,7% ($p < 0,001$) dans le cas de la prédiction du locus attentionnel à l'une des quatre localisations possibles (le niveau du hasard théorique se situant à 25%). Dans le problème de décodage à deux classes, soit la présence versus l'absence de l'attention, le classificateur a obtenu un pourcentage de prédictions exactes de 75% ($p < 0,001$) pour un niveau du hasard théorique de 50%. Ces résultats sont similaires, quoique légèrement inférieurs, à ceux obtenus dans l'étude de Thierry et al. (2016), qui ont classifié le locus attentionnel avec une précision décodage de 56% et la présence de l'attention avec une précision de décodage de 79%. Leur étude a employé un paradigme élicitant l'attention de manière automatique, alors que l'étude présentée ici a plutôt élicité un déplacement volontaire de l'attention.

Toutefois, l'une des hypothèses se basant sur les résultats obtenus par Thierry et al. (2016) n'a pas été confirmée. Il avait été prévu que la précision du décodage soit supérieure aux localisations les plus excentriques, soit 1 et 4, mais ce sont plutôt les localisations 1 et 3 qui ont obtenu les meilleurs pourcentages de prédictions correcte (1 = 64%, 2 = 36%, 3 = 64%, 4 = 43%). En revanche, l'observation de la matrice de confusion (Figure 14) permet de remarquer qu'il est rare que les localisations gauches (1 et 2) aient été classifiées comme étant aux localisations droites (3 et 4) et vice versa. Une comparaison des taux de classifications exactes obtenus dans le problème de classification #2 (binaire) cherchant à prédire la présence de l'attention permet également de nuancer l'infirmerie de cette hypothèse. En effet, la classification de la présence vs absence d'attention a été effectuée séparément pour les stimuli

centraux et périphériques. Les stimuli périphériques ont obtenu une précision de décodage moyenne de 85,7% ($p < 0,001$), alors que les stimuli centraux ont permis une précision de classification de 67,3% ($p = 0,006$). Bien qu'il ait été difficile de classifier la présence de l'attention en utilisant les signaux PRÉ associés aux 4 localisations séparément, combinaison des signaux a permis de démontrer que les stimuli qui sont situés en périphérie du champ visuel apportent des plus d'information discriminante au classificateur que les stimuli situés plus près du centre du champ visuel.

De plus, les résultats indiquent qu'il est possible de classifier le locus attentionnel à l'intérieur même d'un hémichamp visuel. En effet, il a été possible de prédire le locus de l'attention à une précision de $\pm 0,32$ positions de lettre près; ce qui représente une marge d'erreur de $\pm 0,4^\circ$ d'angle visuel à une distance de 57 cm, soit un écart très faible relativement au locus attentionnel réel.

Il est intéressant de noter que plus de la moitié des grandes moyennes PRÉ utilisées dans l'ensemble des analyses ne sont pas significativement différentes de zéro (voir Tableaux 1-4), mais qu'il a tout de même été possible de prédire la localisation du locus attentionnel ainsi que la présence ou l'absence d'attention, et ce, avec une précision dépassant largement et significativement le niveau du hasard, dans tous les cas. Ces résultats indiquent qu'il existe une importante richesse d'informations temporelles et spatiales dans les données EEG qu'il n'est pas possible d'extraire totalement à l'aide des analyses univariées traditionnelles.

La composante N2pc (première fenêtre temporelle du problème de décodage #2) a été classifiée individuellement de manière exacte dans 73,2% des cas ($p < 0,001$) en utilisant les données opposant la présence et l'absence d'attention aux localisations centrales et périphériques. Ces résultats indiquent qu'il est possible de prédire le locus de l'attention à

l'intérieur même d'un hémichamp visuel à l'aide du signal ÉEG. Une étude de Eimer et al. (2017) a utilisé l'apprentissage machine afin de prédire la localisation spatiale de l'attention sélective. Dans leur étude, des stimuli placés soit à gauche, à droite, en haut ou en bas du point de fixation devaient être détectés en fonction de la catégorie à laquelle ils appartenaient (lettres ou chiffres). Une N2pc a été observée pour la sélection attentionnelle des cibles latérales. La N2pc étant obtenue par une latéralisation du signal ÉEG, soit par la soustraction du signal ipsilatéral à la cible du signal contralatéral à la cible, il n'est pas possible de la calculer pour les cibles se trouvant sur la ligne centrale verticale de l'écran. Eimer et al. (2017) ont donc utilisé les signaux PRÉ provenant de tout le scalp, sans égard à leur latéralisation, afin de classifier la localisation de la cible en fonction de l'activité de toutes les électrodes. Non seulement ont-ils été en mesure de prédire les localisations gauches et droites, mais ils ont également démontré qu'il est possible de prédire la localisation de la cible lorsqu'elle est en haut ou en bas du centre du champ de vision à partir du signal ÉEG. De façon générale, tout comme les résultats présentés ici, leur étude a démontré que la composante N2pc, marqueur du déploiement attentionnel, permet de prédire la localisation de l'attention vers la gauche ou vers la droite, mais que la méthodologie utilisée pour le calcul de la N2pc masque dans une certaine mesure l'information pertinente à la localisation du locus attentionnel. Ceci s'explique par la grande quantité d'information à propos de la localisation spatiale de l'attention disponible dans les signaux ÉEG non latéralisés. Ce message va dans le sens général des résultats obtenus dans l'étude présente, qui démontre qu'il est possible d'étudier le décours temporel de l'attention spatiale en utilisant d'autres méthodes que la mesure de la significativité de la N2pc, comme l'utilisation d'autres fenêtres temporelles, par exemple.

La SPCN, quant à elle, a été classifiée correctement dans 78,6% des cas ($p < 0,001$) pour la classification du signal relié aux cibles vs distracteurs, lorsque prise individuellement. Cette composante PRÉ est reconnue comme étant un marqueur de l'encodage et du maintien en mémoire de travail visuelle (Robitaille, Grimault & Jolicoeur, 2009; Jolicoeur, 2008; Vogel & Machizawa 2004). Une étude récente de Breggren & Eimer (2016) propose une interprétation supplémentaire quant à la fonction de la SPCN. Selon eux, en plus d'être un marqueur de l'encodage et du maintien en mémoire de travail, la composante constituerait également une trace persistante de l'allocation de l'attention visuo-spatiale à un ensemble de représentations perceptuelles lors de leur encodage en mémoire de travail. Une étude de Awh et al. (2015) a utilisé les oscillations alpha (8-12Hz) comme marqueur de l'encodage en mémoire de travail dans deux tâches. Dans la première, les sujets devaient mémoriser l'emplacement d'une cible; dans la deuxième, ils devaient détecter un possible changement de localisation de la cible. Leurs résultats indiquent qu'il est possible de décoder la localisation mémorisée grâce à l'activité alpha en présence de la cible, mais également lors de la période de rétention en mémoire de travail. Les observations présentées dans la section *Résultats* concordent agréablement avec les résultats de Breggren & Eimer ainsi qu'avec ceux d'Awh et al. (2015). En effet, il a été possible de prédire la localisation de la cible bien après sa disparition de l'écran (500-550 ms post stimulation) avec une précision de décodage de 44,6% (pour un niveau du hasard de 25%); soit durant la période de rétention.

Une particularité peut être observée quant à l'amplitude de la négativité liée aux cibles à la localisation 3 mesurée aux électrodes postérieures, particulièrement à P5 et P7. En effet, la négativité était visiblement plus forte pour les cibles se trouvant $0,64^\circ$ d'angles visuels à droite du point de fixation. Une vérification a été effectuée à savoir si un nombre restreint de

participants auraient un signal anormal ou si quelconques artéfacts oculaires seraient toujours présents, malgré les précautions prises; ce n'était pas le cas. Il est difficile de statuer sur la cause exacte de ces résultats, mais des indices ont été identifiés dans la littérature. Premièrement, Nazir, O'regan & Jacobs (1991) ont proposé plusieurs caractéristiques optimales d'un stimulus orthographique menant à une bonne identification des lettres présentées. Par exemple, les lettres se trouvant plus près du point de fixation avaient plus de chances d'être mieux perçues que les lettres se trouvant à l'autre extrémité d'un stimulus (mots ou suite de lettres). Une autre de leur observation démontre que les stimuli se trouvant à droite du point de fixation ont plus de chance d'être mieux perçus par un observateur. En effet, le niveau de détection correcte des lettres diminuait 1,8 fois plus rapidement en fonction de l'excentricité dans le champ visuel gauche que dans le champ visuel droit. De plus, un lien peut être fait avec le fait que le cerveau traite les stimuli langagiers en majorité dans l'hémisphère gauche (Brysbaert, Van der Haegen & al., 2012; Tadros, Dupuis-Roy, Fiset, Arguin & Gosselin, 2013). Bien que les stimuli utilisés ici étaient des lettres et non des mots, les lettres étaient espacées de la même manière qu'un mot et leur identité devait être encodée, étape par laquelle les mots réels doivent passer dans la lecture. En effet, dans le cortex occipital inférieur gauche se trouverait la région de la forme visuelle du mot (visual word form area; VWFA), région qui, lorsqu'activée, crée une forte négativité 180-200ms post stimulation (Cohen et al., 2000). Une lésion à cette région causerait des difficultés de lecture (alexie). Dans les cas graves d'alexie, les individus touchés seraient incapables de décider si « a » et « A » représentent le même graphème (Cohen et al., 2002). Lorsque l'œil fixerait le centre d'un mot, les lettres se trouvant dans le champ visuel droit seraient directement traitées dans l'hémisphère gauche du cerveau, alors que les stimuli se trouvant dans le champ visuel gauche seraient traités par le cortex occipital droit puis l'information serait transférée à

l'hémisphère gauche, menant à une asymétrie dans l'activité cérébrale mesurée. Bien que ces études apportent des pistes quant à l'explication de la négativité mesurée dans l'hémisphère gauche pour les cibles à la localisation 3, il est important de noter que ce sont des hypothèses et que plus d'études sur le sujet sont nécessaires.

Les résultats présentés diffèrent légèrement de ceux obtenus par Thierry et al. (2016). En effet, des taux de classifications correctes inférieurs ont été obtenus dans la plupart des conditions de l'étude présente et la répartition des erreurs de classification était quelque peu différente. La différence majeure entre les deux études est la manière dont l'attention était déployée. Dans celle de Thiery et al., il s'agissait probablement d'attention automatique (bien que les auteurs proposaient que l'indice utilisé entraînait des déplacements volontaires de l'attention), alors que dans l'étude présente, il s'agissait de déplacements volontaires. Il est possible que les différences observées dans les résultats soient dues à un traitement cérébral qui serait unique à chaque mode de déploiement de l'attention. Carrasco et al. (2018) ont récemment investigué les corrélats neuronaux de l'attention endogène et exogène par IRMf. En utilisant une tâche de détection de l'orientation de Gabors, ils ont cherché à mesurer les différences dans l'activation cérébrale du cortex visuel spécifique aux deux conditions, soit à l'attention endogène et à l'attention exogène. Les deux conditions ont élicité des performances comportementales identiques quant aux taux de bonnes réponses et aux temps de réponses. Toutefois, dans les deux cas, les indices valides ont élicité une plus grande activité dans le cortex visuel que les essais invalides et cette modulation différait selon le type de déploiement de l'attention. En effet, la différence entre les essais comportant des indices valides et invalides augmentait en suivant la hiérarchie du cortex visuel dans la condition d'attention endogène, alors que la différence valide-invalides restait stable à travers la hiérarchie des aires du cortex

visuel dans la condition d'attention exogène. Les auteurs concluent que ces résultats sont congruents avec un traitement *Top Down* (descendant) dans l'attention endogène. En effet, selon Carrasco et al. (2018), des rétroactions descendantes proviendraient des aires frontales et pariétales et se dirigeraient vers le cortex visuel lors d'un déploiement volontaire de l'attention. Alors que ce signal descendrait dans la hiérarchie visuelle, son effet modulateur serait de moins en moins fort, expliquant l'augmentation de la différence d'activation entre les conditions d'indication valide et invalide à travers les aires du cortex visuel. Dans le cas d'un déploiement de l'attention exogène, ce signal descendant ne serait pas présent, expliquant la stabilité de l'activation à travers le cortex visuel dans le déploiement automatique de l'attention. Bien qu'il s'agisse de signal ÉEG et non IRMf dans l'étude présente, il est possible de supposer que le déploiement attentionnel différent dans les conditions volontaires et automatiques ait causé des activations cérébrales différentes et explique, du moins en partie, la disparité entre les résultats obtenus ici et dans l'étude de Thiery et al. (2016).

Une autre possibilité ayant pu mener aux résultats légèrement inférieurs par rapport à ceux de Thiery et al. est le fait que, lors d'un déploiement attentionnel automatique, on peut considérer que l'attention se déplace dans la direction désirée à chaque essai, sans que le participant n'ait à faire d'effort pour que le changement prenne place. Toutefois, dans une tâche où les déplacements attentionnels sont plutôt effectués sur une base volontaire, il est probable que, pour un sous-ensemble d'essais, les participants omettent d'effectuer ledit déplacement attentionnel vers la localisation indiquée. Il est alors possible de penser que les composantes PRÉ associées au déploiement de l'attention seraient d'amplitude moindre dans le cas d'une étude utilisant les déplacements volontaires de l'attention; la classification de ces patrons d'activité cérébrale serait alors plus difficile.

Conclusion

Cette étude a démontré qu'il est possible de prédire la localisation précise de l'attention visuo-spatiale à partir de signaux électroencéphalographiques avec une précision dépassant amplement et significativement le niveau du hasard et ce, à partir des PRÉ moyens de chaque participant. L'utilisation de l'apprentissage machine plutôt que les analyses univariées a permis d'approfondir l'interprétation que l'on peut faire des composantes PRÉ. Étant donné les présents résultats, il est anticipé que la technique employée pourra servir, dans un futur proche, à suivre le locus attentionnel dans le temps durant la lecture; processus cognitif qui met à profit le déploiement volontaire de l'attention.

La classification des données essai par essai constitue une nouvelle frontière qui, une fois franchie, pourrait permettre d'améliorer les résultats obtenus dans une étude future. L'inclusion d'un plus grand nombre (ou même de la totalité) d'électrodes serait également un ajout susceptible d'entraîner une amélioration des performances de classification. Enfin, l'utilisation de réseaux de neurones pourrait permettre d'identifier les électrodes et les fenêtres temporelles où se trouvent les signaux les plus pertinents au déploiement attentionnel de manière plus efficace en associant des poids personnalisés à chaque électrode et à chaque fenêtre temporelle. L'automatisation du choix des électrodes en addition aux fenêtres temporelles sera également une avenue intéressante.

Les présents résultats, comparés à l'étude similaire de Thierry et al. (2016), permettent également d'observer des différences dans la mesure PRÉ associée au déploiement attentionnel volontaire versus automatique. Ces deux processus présentent des différences dans leur présentation comportementale et, de manière concurrente, il semble que les mécanismes

neuronaux associés à chacun soient différents. Il serait intéressant de mesurer les PRÉ lors de la lecture de mots et de comparer les patrons de classification à ceux obtenus dans le présent mémoire ainsi qu'à ceux présentés par Thiery et al. (2016) afin de proposer une reproduction électroencéphalographique de l'étude attentionnelle de Carrasco et al. (2018) investiguant plus précisément le profil temporel des deux types de déploiements attentionnels à l'échelle de la milliseconde.

Références

- Astrand, E., Enel, P., Ibos, G., Dominey, P. F., Baraduc, P., Ben Hamed, S. (2014). Comparison of Classifiers for Decoding Sensory and Cognitive Information from Prefrontal Neuronal Populations. *PLoS ONE* 9(1): e86314. doi:10.1371/journal.pone.0086314
- Benabdeslem, K., & Bennani, Y. (2006). Dendogram based SVM for multi-class classification. *28th International Conference on Information Technology Interfaces*, 2, 173-178.
- Breggren, N. & Eimer, M. (2017). Does Contralateral Delay Activity Reflect Working Memory Storage or the Current Focus of Spatial Attention within Visual Working Memory? *Journal of Cognitive Neuroscience*. 28:12, 2003-2020. doi :10.1162/jocn_a_01019
- Brysbaert, M., Cai, Q. & Van der Haegen, L. (2012). Brain asymmetry and visual word recognition: do we have a split fovea?, *Visual word recognition: Models and methods, orthography and phonology*, Vol. 1, (pp. 139-158). New York, NY, US: Psychology Press, XIV.
- Chica, B. A., Bartolomeo, P., Lupiáñez, J. (2013). Two cognitive and neural systems for endogenous and exogenous spatial attention. *Behavioural Brain Research*, 237 (1), 107-123 doi:10.1016/j.bbr.2012.09.027
- Clark, V. P. & Hillyard, S. A. (1996). Spatial Selective Attention Affects Early Extrastriate But Not Striate Components of the Visual Evoked Potential. *Journal of Cognitive Neuroscience*. 8:5, 387-402. doi :10.1162/jocn.1996.8.5.387
- Cohen, L., Dehaene, S., Naccache, L., Lehericy, S., Dehaene-Lambertz, G., Henaff, M.A., & Michel, F. (2000). The visual word form area: Spatial and temporal characterization of an initial stage of reading in normal subjects and posterior split-brain patients. *Brain*, 123, 291-307.

- Cohen, L., Lehericy, S., Chochon, F., Lemer, C., Rivaud, S., & Dehaene, S. (2002). Language-specific tuning of visual cortex functional properties of the Visual Word Form Area. *Brain*, 125, 1054-1069.
- Commodari E. (2016). Voluntary visual orienting in schoolchildren: How visual orienting skills change during primary school voluntary visual orienting in schoolchildren. *Perceptual and Motor skills*. 122: 988–1001. doi :10.1177/0031512516652034
- Combrisson, E., & Jerbi, K. (2015). Exceeding chance level by chance: The caveat of theoretical chance levels in brain signal classification and statistical assessment of decoding accuracy. *Journal of Neuroscience Methods*, 250, 126–136. doi :10.1016/j.jneumeth.2015.01.010
- Corbetta, M. & Shulman, G. L. (2002). Control of goal-oriented and stimulus-driven attention in the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, 3, 201-215.
- Desimone, R. & Duncan, J. (1995). Neural mechanisms of selective visual attention. *Annual Review of Neuroscience*. 18, 193-222. doi:10.1146/annurev.ne.18.030195.001205
- Dugué, L., Merriam, E. P., Heeger, D. K., Carrasco, M. (2018). Endogenous and exogenous attention distinctly modulate fMRI activity in visual cortex. *bioRxiv*. 414508. doi:10.1101/414508
- Eimer, M. (1996). The N2pc component as an indicator of attentional selectivity. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 99 3, 225-34. doi.10.106/0013-4694(95)95711-9
- Fahrenfort J. J., Grubert, A., Olivers, C. N. L., Eimer, M. (2017) Multivariate EEG analyses support high-resolution tracking of feature-based attentional selection. *Scientific Reports*. (7)1886. doi:10.1038/s41598-017-01911-0

- Folstein, J.R., & Petten, C.V. (2007). Influence of cognitive control and mismatch on the N2 component of the ERP: a review. *Psychophysiology*, 45 1, 152-70. doi:10.1111/j.1469-8986.2007.00602.x
- Foster, J. J., Sutterer, D. W., Serences, J. T., Vogel, E. K., & Awh, E. (2016). The topography of alpha-band activity tracks the content of spatial working memory. *Journal of neurophysiology*, 115(1), 168–177. doi:10.1152/jn.00860.2015
- Haxby, J. V., Grady, C. L., Horwitz, B., Ungerleider, L. G., Mishkin, M., Carson, R. E., Herscovitch, P., Schapiro, M. B., Rapoport, S. I. (1991) Dissociation of object and spatial visual processing pathways in human extrastriate cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 88 (5) 1621-1625; doi:10.1073/pnas.88.5.1621
- Heinze, H. J., Luck, S. J., Mangun, G. R., & Hillyard, S. A. (1990). Visual event-related potentials index focused attention within bilateral stimulus arrays: I. Evidence for early selection. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 75(6), 511-527. doi:10.1016/0013-4694(90)90138-A
- Hembrook-Short, J. R., Mock, V. L., Usrey, W. M., Briggs, F. (2019). Attention enhances efficacy of communication in V1 local circuits. *Journal of neurosciences*. 39(6), 1066-1076; doi:10.1523/JNEUROSCI.2164-18-2018
- Hickey, C., Lollo, V. D., & McDonald, J. J. (2009). Electrophysiological Indices of Target and Distractor Processing in Visual Search. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 21(4), 760-775. doi:10.1162/jocn.2009.21039
- Hopf, J., Luck, S., Girelli, M., Hagner, T., Mangun, G., Scheich, H. & Heinze, H-J. (2000). Neural Sources of Focused Attention in Visual Search. *Cerebral Cortex*, 10(12), 1233-1241. doi:10.1093/cercor/10.12.1233

- Huang C, Davis L. S., Townshend J. R. G. (2010). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*. Taylor & Francis Group; 23: 725–749. doi:10.1080/01431160110040323
- Ibos, G., Duhamel, J. R., & Ben Hamed, S. (2009). The spatial and temporal deployment of voluntary attention across the visual field. *PloS one*, 4(8), e6716. doi:10.1371/journal.pone.0006716
- Jolicœur, P., Brisson, B., & Robitaille, N. (2008). Dissociation of the N2pc and sustained posterior contralateral negativity in a choice response task. *Brain Research*, 1215, 160-172. doi:10.1016/j.brainres.2008.03.059
- Jonides, J. (1981). Voluntary versus automatic control over the mind's eye's movement. *Attention and performance IX*. (pp. 187-203) e. J. Long & A. Baddeley (Eds.). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Kastner, S., Pinsk, M. A., De Weerd, P., Desimone, R., Ungerleider, L. G. (1999). Increased activity in human visual cortex during directed attention in the absence of visual stimulation. *Neuron*, 22, 751-761. doi :10.1016/S0896-6273(00)80734-5
- Kristjansson, A. (2007). Saccade landing point selection and the competition account of pro- and antisaccade generation: the involvement of visual attention – A review. *Scandinavian Journal of Psychology*, 48, 97–113.
- Kristjansson, A. (2011). The intriguing interactive relationship between visual attention and saccadic eye movements. In L. Liversedge, I. D. Gilchrist & S. Everling (Eds.), *Oxford handbook of eye movements* (pp. 455–470). Oxford, NY: Oxford University Press.
- List, A., Rosenberg, M. D., Sherman, A., Esterman, M. (2017) Pattern classification of EEG signals reveals perceptual and attentional states. *PLoS ONE*. 12(4): e0176349. doi:10.1371/journal.pone.0176349

- Luck, S. J. (2014). *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. Cambridge, Massachusetts: Mit Press.
- Luck, S. J., Woodman, G.F., Vogel, E. K. (2000) Event-related potential studies of attention. *Trends in Cognitive Science*, 4 (11) 432-440.
- Luck, S. J., Hillyard, S. A., Mouloua, M., Woldorff, M. G., Clark, V. P., & Hawkins, H. L. (1994). Effects of spatial cuing on luminance detectability: Psychophysical and electrophysiological evidence for early selection. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 20, 887-904. doi:10.1037/0096-1523.20.4.887
- Magen, H., Emmanouil, T., McMains, S. A., Kastner, S., & Treisman, A. (2009). Attentional demands predict short-term memory load response in posterior parietal cortex. *Neuropsychologia*, 47(8-9), 1790-1798. doi:10.1016/j.neuropsychologia.2009.02.015
- McCarthy, G. & Woods, C. C. (1985). Scalp distribution of event-related potentials : An ambiguity associated with analysis of variance models. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 62(3), 203-208. doi: 10.1016/0168-5597(85)90015-2
- Nazir, T.A., O'Regan, J.K. & Jacobs, A.M. (1991). On words and their letters. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 29, 171–174.
- Patel, S. H., & Azzam, P. N. (2005). Characterization of N200 and P300: selected studies of the Event-Related Potential. *International journal of medical sciences*, 2(4), 147–154. doi:10.7150/ijms.2.147
- Posner M. I. (1978). *Chronometric Explorations of Mind*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

- Posner, M.I., Snyder, C.R., Davidson, B.J. (1980) Attention and the detection of signals. *Journal of Experimental Psychology* ;109: 160–174.
- Robitaille, N., Grimault, S., & Jolicoeur, P. (2009). Bilateral parietal and contralateral responses during maintenance of unilaterally encoded objects in visual short-term memory: Evidence from magnetoencephalography. *Psychophysiology*, 46(5), 1090-1099. doi:10.1111/j.1469-8986.2009.00837.x
- Tadros, K., Dupuis-Roy, N., Fiset, D., Arguin, M. & Gosselin, F. (2013). Reading laterally : The cerebral hemispheric use of spatial frequencies in visual word recognition. *Journal of Vision*, 13(1), ArtID 4, 1-12.
- Theodoridis S, Koutroumbas K. (2008). Linear Classifiers: Support Vector Machines. Pattern Recognition. 4e Ed. Academic Press.
- Thiery, T., Lajnef, T., Jerbi, K., Arguin, M., Aubin, M., Jolicoeur, P. (2016). Decoding the Locus of Covert Visuospatial Attention from EEG Signals. *Plos One*, 11(8): e0160304. doi:10.1371/journal.pone.0160304
- Vogel, E.K., & Machizawa, M.G. (2004). Neural activity predicts individual differences in visual working memory capacity. *Nature*, 428, 748-751. doi:10.1038/nature02447
- Woodman, G. & Luck, S. (2003). Serial Deployment of Attention During Visual Search. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*. 29. 121-38. doi:10.1037/0096-1523.29.1.121.
- Zachariou, V., Klatzky, R., & Behrmann, M. (2014). Ventral and dorsal visual stream contributions to the perception of object shape and object location. *Journal of cognitive neuroscience*, 26(1), 189–209. doi:10.1162/jocn_a_00475

Annexes

Annexe I

Taux de prédictions correctes des 4 localisations de cible et valeurs de significativité pour le décours temporel des 1000 ms suivant l'apparition de la cible

Fenêtre Temporelle	Prédictions exactes (%)	Valeur de p (test de permutations)
0-50	51,8	0,000*
50-100	35,7	0,025*
100-150	37,5	0,011*
150-200	33,9	0,041*
200-250	39,3	0,003*
250-300	42,9	0,003*
300-350	42,9	0,000*
350-400	46,4	0,001*
400-450	39,3	0,004*
450-500	35,7	0,009*
500-550	44,6	0,000*
550-600	37,5	0,011*
600-650	32,1	0,071
650-700	37,5	0,007*
700-750	35,7	0,020*
750-800	28,5	0,182
800-850	26,8	0,284
850-900	28,6	0,164
900-950	21,4	0,684
950-995	30,4	0,095

Annexe II

Taux de prédictions correctes de la présence vs de l'absence d'attention et valeurs de significativité pour le décours temporel des 1000 ms suivant l'apparition de la lettre

Fenêtre Temporelle	Prédictions exactes (%)	Valeur de p (test de permutations)
0-50	73,2	0,001*
50-100	64,3	0,005*
100-150	71,4	0,001*
150-200	73,2	0,001*
200-250	82,1	0,001*
250-300	76,8	0,001*
300-350	73,2	0,001*
350-400	78,6	0,001*
400-450	76,8	0,001*
450-500	71,4	0,001*
500-550	73,2	0,001*
550-600	71,4	0,001*
600-650	69,6	0,002*
650-700	75	0,001*
700-750	83,9	0,001*
750-800	67,8	0,003*
800-850	76,8	0,001*
850-900	71,4	0,001*
900-950	78,6	0,001*
950-995	69,6	0,001*

Annexe III

Taux de prédictions correctes des 4 localisations de cible et valeurs de significativité pour le signal HEOG selon le décours temporel des 1000 ms suivant l'apparition de la cible

Fenêtre Temporelle	Prédictions exactes (%)	Valeur de p (test de permutations)
0-50	39	0,002*
50-100	28	0,193
100-150	35,7	0,009*
150-200	41,1	0,001*
200-250	35,7	0,002*
250-300	39,3	0,004*
300-350	35,7	0,015*
350-400	35,7	0,012*
400-450	37,5	0,005*
450-500	39,3	0,004*
500-550	41,1	0,001*
550-600	39,3	0,001*
600-650	39,3	0,002*
650-700	44,6	0,001*
700-750	32,1	0,055
750-800	37,5	0,005*
800-850	32,1	0,062
850-900	26,8	0,029*
900-950	32,1	0,06
950-995	37,5	0,006*